



Reconstruction couleur sous faible éclairement pour des capteurs d'images en technologie CMOS

Clemence Mornet

► To cite this version:

Clemence Mornet. Reconstruction couleur sous faible éclairement pour des capteurs d'images en technologie CMOS. Autre. Université de Grenoble, 2011. Français. NNT : 2011GRENT112 . tel-01083258

HAL Id: tel-01083258

<https://theses.hal.science/tel-01083258>

Submitted on 17 Nov 2014

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

THÈSE

Pour obtenir le grade de

DOCTEUR DE L'UNIVERSITÉ DE GRENOBLE

Spécialité : **Optique et Radiofréquence**

Arrêté ministériel : 7 août 2006

Présentée par

Clémence MORNET

Thèse dirigée par **Isabelle SCHANEN**

et codirigée par **Jérôme VAILLANT**

préparée au sein **IMEP-LAHC**

et de **Electronique, electrotechnique, Automatique et Traitement du Signal**

Reconstruction couleur sous faible éclairage pour des capteurs d'images en technologie CMOS

Thèse soutenue publiquement le **25/11/2011**,
devant le jury composé de :

Mireille COMMANDRE

Professeur à l'Ecole Centrale de Marseille, Présidente, Rapporteur

Christine FERNANDEZ-MALOIGNE

Professeur à l'Université de Poitiers, Rapporteur

Albert THEUWISSEN

Professeur à l'Université de Delft, Examineur

David ALLEYSSON

Chargé de recherche au LPNC, Examineur

Isabelle SCHANEN

Professeur à Grenoble INP, Directeur de thèse

Jérôme VAILLANT

Ingénieur-Chercheur au CEA, Co-Directeur de thèse

Jeanny HERAULT

Professeur retraité, Invité



THÈSE

Pour obtenir le grade de

DOCTEUR DE L'UNIVERSITÉ DE GRENOBLE

Spécialité : **Optique et Radiofréquence**

Arrêté ministériel : 7 août 2006

Présentée par

Clémence MORNET

Thèse dirigée par **Isabelle SCHANEN**

et codirigée par **Jérôme VAILLANT**

préparée au sein **IMEP-LAHC**

et de **Electronique, electrotechnique, Automatique et Traitement du Signal**

Reconstruction couleur sous faible éclairage pour des capteurs d'images en technologie CMOS

Thèse soutenue publiquement le **25/11/2011**,
devant le jury composé de :

Mireille COMMANDRE

Professeur à l'Ecole Centrale de Marseille, Présidente, Rapporteur

Christine FERNANDEZ-MALOIGNE

Professeur à l'Université de Poitiers, Rapporteur

Albert THEUWISSEN

Professeur à l'Université de Delft, Examineur

David ALLEYSSON

Chargé de recherche au LPNC, Examineur

Isabelle SCHANEN

Professeur à Grenoble INP, Directeur de thèse

Jérôme VAILLANT

Ingénieur-Chercheur au CEA, Co-Directeur de thèse

Jeanny HERAULT

Professeur retraité, Invité



Remerciements

Ce travail de thèse a été réalisé dans le cadre d’une convention CIFRE au sein de l’équipe « Optical Characterization and Simulation for Imagers » du groupe TRD (« Technology R&D ») de la société STMicroelectronics à Crolles (France), en collaboration avec le laboratoire IMEP-LAHC basé à Minatec à Grenoble. Mes travaux de thèse m’ont amenée à rencontrer de nombreuses personnes que ce soit sur le site de Crolles, ou au sein de différentes divisions de STMicroelectronics comme Edinburgh, mais également en dehors de l’entreprise au travers des différentes interactions avec nos clients et fournisseurs, des collaborations avec des laboratoires (IMEP, LPNC), et la communauté scientifique grâce aux diverses conférences et groupes de travail auxquels j’ai eu l’occasion de participer. Chacune de ces personnes m’ont apporté au cours de ces trois années, autant au niveau scientifique que personnel, aussi je tenais à remercier tout le monde en tachant de n’oublier personne...

Je tiens tout d’abord à remercier les membres du jury qui ont accepté d’évaluer mon travail.

Je remercie Mesdames Mireille Commandre, Professeur à l’Université de Marseille et Christine Fernandez-Maloigne, Professeur à l’Université de Poitiers, de l’intérêt qu’elles ont porté à mes travaux en acceptant d’en être rapporteurs. Merci pour leur lecture attentive du manuscrit ainsi que pour les remarques pertinentes et discussions constructives en vue d’améliorer ce document.

Je remercie Messieurs Albert Theuwissen, Professeur à l’Université de Delft (Pays-Bas) et Jeanny Herault, Professeur émérite à présent à la retraite, d’avoir accepté de faire partie de mon jury en qualité respectivement d’examineur et membre invité.

Je remercie particulièrement Monsieur David Alleysson, Chargé de Recherche au LPNC, d’avoir accepté d’être examinateur au sein de mon jury de thèse mais surtout de s’être intéressé à mon travail au cours de cette thèse. Merci pour toutes ces conversations enrichissantes et j’espère vraiment que nous aurons l’occasion de travailler ensemble par la suite.

Je remercie vivement ma directrice de thèse Isabelle Schanen, Professeur à l’INPG, d’avoir assuré la direction et le suivi de ces travaux de recherche. Merci de sa disponibilité et de son regard extérieur à STMicroelectronics qui était indispensable au bon déroulement de cette thèse.

Je remercie à présent tout particulièrement Monsieur Jérôme Vaillant, à présent ingénieur-chercheur au CEA de Grenoble mais ingénieur à STMicroelectronics au début de cette thèse, d’avoir encadré ces travaux. Merci tout d’abord d’avoir eu l’envie de démarrer ce projet de thèse mais surtout de m’avoir accordé ta confiance pour le mener à bien au cours de ces trois années, ce qui m’a permis de revenir à STMicroelectronics et à Crolles alors que je commençais à dépérir professionnellement et socialement en région parisienne! Merci ensuite pour ton encadrement, tes compétences, tes idées, et ta curiosité scientifique qui ont été d’une aide précieuse. Et enfin, merci d’avoir pris de ton temps pour continuer à m’encadrer alors que tu débutais un nouveau poste. A présent, c’est à moi de te souhaiter bon courage pour ton HDR!

Je remercie également Monsieur Didier Herault, responsable de l’équipe « Optical Characterization and Simulation for Imagers », d’avoir accepté de démarrer cette thèse, et d’avoir suivi mes travaux avec d’autant plus d’attention lors du départ de Jérôme.

Tous mes remerciements vont également à mes collègues, Christine Augier, Axel Crocherie, Thomas Decroux, Loïc Dematteis, et Nicolas Virollet ainsi que tous ceux partis à Grenoble au cours de ma thèse, Frédéric Barbier, Flavien Hirigoyen, et Emilie Huss. Merci pour leur aide, leur bonne humeur et les pauses café (merci d'ailleurs à Jérôme de nous avoir laissé sa machine). Je remercie toutes les personnes que j'ai eu l'occasion de côtoyer à STMicroelectronics, je pense tout particulièrement aux personnes de l'équipe Process Color et Process Integration, je garde un très bon souvenirs de nos interactions. Je remercie également l'équipe d'Edinburgh, en particulier Lindsay Grant et Donald Baxter pour leur intérêt pour mon travail, leurs recommandations fort utiles, leur propre travail ainsi que pour les échanges de codes Matlab. Merci également à tous les thésards (ou ex-thésards), bonne chance pour la suite!

J'ai enfin une pensée pour tous ceux qui m'ont entouré au cours de ces trois ans, merci à tous mes amis, ma famille et surtout à Nicolas notamment pour sa patience et sa sérénité à toute épreuve!

Table des matières

Remerciements	v
Table des matières	ix
Liste des sigles et abréviations	xv
Introduction	1
1 Fondamentaux sur les capteurs d'images	7
1.1 De la scène à l'image finale	7
1.1.1 Image de la scène et optique du système	7
1.1.2 De l'optique du système à la région photosensible	9
1.1.3 L'effet photoélectrique	10
1.1.4 Reconstruction et correction d'une image	12
1.2 Les capteurs d'images CMOS	15
1.2.1 Généralités	15
1.2.2 Architecture d'un pixel CMOS	16
1.3 Principales spécifications des capteurs d'images	18
1.3.1 Paramètres géométriques et optiques	18
1.3.1.1 Format et résolution	18
1.3.1.2 Angle de vue et profondeur de champ	19
1.3.2 Paramètres électro-optiques	20
1.3.2.1 Facteur de conversion charge-tension	20
1.3.2.2 Charge à saturation	21
1.3.2.3 Sensibilité	21
1.3.2.4 Rendement quantique	21
1.3.2.5 Diaphotie	22
1.3.3 Bruit et non-uniformité	22
1.3.3.1 Bruit temporel	23
1.3.3.2 Bruit spatial	23
1.3.4 Paramètres de performances globales	24
1.3.4.1 Éclairement relatif et uniformité	24
1.3.4.2 Rapport Signal-à-Bruit	24
1.3.4.3 Dynamique du pixel	24
1.4 Problématiques liées à la miniaturisation	25
1.4.1 Les tendances du marché des capteurs d'images	25
1.4.2 Miniaturisation à qualité d'image identique	25
1.5 Conclusion : L'intérêt de l'optimisation de la reconstruction couleur	26
2 Modèle de perception de la couleur et du bruit	29
2.1 Introduction : radiométrie et photométrie	29
2.2 Perception de la couleur	31
2.2.1 Les sources de lumière	32
2.2.1.1 Corps noir	32
2.2.1.2 Les illuminants de la CIE	33
2.2.2 Les objets colorés	35

2.2.3	L'œil	35
2.2.3.1	Anatomie	35
2.2.3.2	Vision des couleurs	36
2.2.3.3	Anomalies de la vision des couleurs	38
2.3	Modélisation de la vision des couleurs	38
2.3.1	Un peu d'histoire	38
2.3.2	De la trivalence à la colorimétrie	39
2.3.3	Les systèmes colorimétriques de la CIE	40
2.3.3.1	Espace chromatique CIE 1931 RGB	40
2.3.3.2	Espace chromatique CIE 1931 XYZ et CIE 1964 XYZ	42
2.3.3.3	Espace chromatique CIE 1976 L*U*V* ou CIELUV	44
2.3.3.4	Espace chromatique CIE 1976 L*a*b* ou CIELAB	45
2.3.3.5	Indicateurs de qualité des couleurs dans l'espace CIELAB	45
2.3.4	Modèles perceptuels et Atlas de Munsell	46
2.3.5	Les espaces colorimétriques	47
2.4	Modèle de perception de l'œil humain	47
2.4.1	Théorie de l'opposition des couleurs	47
2.4.2	Propriétés spatiales de la vision des couleurs	49
2.4.3	Les phénomènes perceptuels de l'apparence colorée	51
2.4.4	Adaptation chromatique	52
2.4.5	Modèles d'apparence des couleurs (CAM)	54
2.4.5.1	Définitions	54
2.4.5.2	Les principaux constituants d'un CAM	55
2.4.5.3	Un peu d'histoire	56
2.4.5.4	CIECAM97 et CIECAM02	56
2.4.5.5	iCAM	58
2.5	Modèle de bruit visuel et indicateurs de qualité d'image	60
2.5.1	L'indicateur historique de bruit	60
2.5.2	L'impact de la reconstruction couleur sur le bruit	61
2.5.2.1	SNR après interpolation Bilinéaire, avant CCM	61
2.5.2.2	SNR après interpolation Bilinéaire, après CCM	62
2.5.2.3	SNR _Y après interpolation Bilinéaire, après CCM	63
2.5.2.4	Les limitations du SNR _Y comme indicateur de bruit	64
2.5.3	Vers un indicateur quantitatif de bruit visuel...	65
2.6	Conclusion : Intérêt d'un simulateur d'images	69
3	Un simulateur d'images basé sur la caractérisation des capteurs d'images	71
3.1	Caractérisation des capteurs d'images CMOS	72
3.1.1	Description des principaux bancs de mesures	72
3.1.1.1	Éclairement du pixel	72
3.1.1.2	Logiciel de caractérisation	73
3.1.1.3	Principaux bancs de mesure	74
3.1.2	Rendement quantique sur l'axe et hors d'axe	77
3.1.2.1	Banc de mesure du rendement quantique	77
3.1.2.2	Disposition spécifique des réseaux de microlentilles et filtres colorés	79
3.1.2.3	Acquisition et extraction des résultats	82
3.2	Image Quality Evaluation Tool : IQE Tool	84
3.2.1	Modélisation de la scène et du capteur	84
3.2.1.1	Images multispectrales	84
3.2.1.2	Passage de l'espace angulaire à l'espace image	85
3.2.1.3	Modèle de bruit	88
3.2.2	Implémentation	89
3.2.2.1	De la scène au signal	90
3.2.2.2	Du signal à l'image RAW	92
3.2.2.3	De l'image RAW à l'image finale	92
3.2.3	Développement de l'outil	93
3.2.3.1	Interface graphique de l'outil	93

3.3	Validation de l'outil et résultats	95
3.3.1	Validation du rapport signal à bruit sur un pixel	95
3.3.2	Validation de la simulation hors d'axe sur un pixel	97
3.3.2.1	Dessin du motif de test	97
3.3.2.2	Comparaison des résultats de RI mesurés et calculés	99
3.3.2.3	Résultats sur plusieurs générations de pixels	101
3.3.3	Conclusion	107
4	Optimisation de la couleur et du bruit sous faible éclaircissement	109
4.1	Algorithmes d'optimisation	109
4.1.1	Généralités	110
4.1.1.1	Formulation	110
4.1.1.2	Notion de linéarité, non-linéarité et contraintes	110
4.1.2	Les différents algorithmes	111
4.1.2.1	Quasi-Newton	111
4.1.2.2	Levenberg-Marquardt	112
4.1.2.3	Programmation Séquentielle Quadratique	113
4.1.2.4	Normal constraint (NC)	114
4.2	Optimisation de la matrice de correction couleur	116
4.2.1	Optimisation des seules erreurs de couleur	116
4.2.1.1	Formulation du problème	116
4.2.1.2	Méthode des moindres carrés	117
4.2.1.3	Méthode des moindres carrés non-linéaires	118
4.2.1.4	Limitation de l'optimisation simple objectif	119
4.2.2	Optimisation multi-objectif	119
4.2.2.1	Fonctions objectif	119
4.2.2.2	Optimisation des erreurs de couleur et du bruit	122
4.2.2.3	Optimisation des erreurs de couleur, du bruit et de la saturation	126
4.3	Optimisation de la réponse des filtres colorés	128
4.3.1	Modélisation de la réponse spectrale des filtres colorés	129
4.3.1.1	Fonction gaussienne	129
4.3.1.2	Fonction d'erreur	131
4.3.1.3	Du modèle des réponses spectrales au rendement quantique	131
4.3.2	Plan d'expérience	133
4.3.3	Double optimisation (couleur et bruit)	135
4.3.3.1	Formulation et résultats de la double optimisation	136
4.3.3.2	Interprétation des résultats et limitations	138
5	Modélisation de la diaphotie	143
5.1	Caractérisation de la diaphotie	143
5.1.1	Principe de la méthode proposée	144
5.1.2	Disposition spécifique des filtres colorés	146
5.1.3	Acquisition et extraction des résultats	147
5.2	Résultats sur plusieurs générations de pixel	149
5.2.1	Dessin des pixels	149
5.2.2	Résultats et interprétation	150
5.2.2.1	Pixels UP	150
5.2.2.2	Comparaison des directions principales de diaphotie	152
5.2.3	Diaphotie et uniformité des couleurs	155
5.3	Vers un modèle de la diaphotie	161
5.3.1	Modélisation mathématique d'un modèle de diaphotie	161
5.3.1.1	Modèle mathématique	161
5.3.1.2	Paramètres et nombre d'essais	162
5.3.1.3	Résultats	162
5.3.2	D'un pixel UP à un pixel dans un Bayer	164
5.3.2.1	Description du modèle	164
5.3.2.2	Résultats	164

5.3.3	Limitations et perspectives	165
5.3.3.1	Description des autres motifs de test	165
5.3.3.2	Analyse et limitations	166
5.3.3.3	Conclusion	169
6	Perspectives et Conclusion	171
6.1	Expérience psychophysique : vers un indicateur de qualité d'image	171
6.2	Alternatives au motif de Bayer	173
6.3	Synthèse, Perspectives et Conclusion	175
	Bibliographie	I
	ANNEXES	IX
A	Communications	IX
A.1	Publications lors de conférences internationales avec actes	IX
A.2	Brevet	IX
B	Construction des primaires CIE-XYZ	XI
B.1	L'alychne ou ligne de luminance nulle	XI
B.2	Un côté en commun	XI
B.3	Des primaires d'égale énergie	XII
B.4	Conclusion	XII
C	Calcul des différences de couleur Delta E (CIE 2000)	XIII
D	Transformation de l'espace sRGB à XYZ(D50)	XV
D.1	Passage de l'espace sRGB à l'espace XYZ(D65)	XV
D.2	Transformation chromatique : XYZ(D65) à XYZ(D50)	XVI
D.3	De sRGB à XYZ(D50)	XVII
E	Les 12 principes énoncés par Hunt en 1996	XIX
F	CIECAM97 et CIECAM02	XXI
F.1	CIECAM97	XXI
F.1.1	Transformation d'adaptation chromatique CAT	XXI
F.1.2	Les attributs d'apparence	XXIII
F.2	CIECAM02	XXIV
F.2.1	Transformation d'adaptation chromatique CAT	XXIV
F.2.2	Les attributs d'apparence	XXV
G	Calcul analytique du SNR après interpolation MalHeCut et correction couleur	XXVII
H	Relation entre l'éclairement de l'objet et celui de l'image pour un objet lambertien	XXXIII
H.1	Calcul de l'éclairement du détecteur	XXXIII
H.2	Cas des systèmes à champ large : Loi en $\cos^4 \theta$	XXXIV
I	Analyse de la diaphotie et des pertes pour un pixel de type 1T75	XXXVII
J	Contrast Sensitivity function : Vers une expérience psychophysique...	XXXIX
J.1	L'algorithme 2AFC	XXXIX
J.2	Matériel	XL

Liste des sigles et abréviations

APS

Active Pixel Sensor, Capteur à pixel actif. 15, 16

BSI

BackSide Illumination, technologie de capteurs éclairés en face arrière. 16, 26, 144

CAM

Color Appearance Model, Modèle d'apparence colorée. 54

CAT

Chromatic Adaptation Transform, Transformation d'adaptation chromatique. 55

CCD

Charge Coupled Device, Dispositif à couplage de charge. 1, 15

CCM

Color Correction Matrix, Matrice de correction couleur. 13

CDS

Correlated Double Sampling, Double échantillonnage corrélé. 18

CFA

Color Filter Array, Arrangement spatial des filtres colorés. 9

CIE

Commission Internationale de l'Eclairage. 32

CMOS

Complementary Oxide Metal Semiconductor, Technologie de fabrication de composants électroniques. 1, 7, 15

CRA

Chief Ray Angle, Angle du rayon principal. 24

CS

Color Shading, Phénomène de non uniformité des couleurs. 12

CSF

Contrast Sensitivity Functions, Fonctions de sensibilité de contraste. 49, 66

DCSN

Dark Current Shot Noise, variation statistique du courant d'obscurité. 23, 75, 92

DR

Dynamic Range, Dynamique du capteur. 24

DSNU

Dark Signal Non-Uniformity, Variation spatiale du courant d'obscurité due au pixel. 23, 75, 88, 92

F/D

F-number, Nombre d'ouverture d'un système dit « ouvert à f/D ». 19

FDTD

Finite Difference Time Domain, Méthode de calcul de différences finies dans le domaine temporel. 80

FPN

Fixed Pattern Noise, Bruit spatial fixe dans l'obscurité. 23, 75, 88

FSI

FrontSide Illumination, technologie de capteurs éclairés en face avant par opposition au BSI. 144

FTM

Fonction de Transfert de Modulation. 66

JND

Just Noticeable Differences, limite en dessous de laquelle un individu ne parvient plus à différencier deux stimulations. 44

LLSQ

Linear Least Squares, Méthode des moindres carrés linéaire. 117

NLLSQ

Non Linear Least Squares, Méthode des moindres carrés non-linéaire. 118

OL

Optimisation Linéaire. 111

ONL

Optimisation Non-Linéaire. 111

PRNU

Photo Response Non Uniformity, Bruit spatial fixe sous illumination. 23, 88, 92

QE

Quantum Efficiency, Rendement Quantique. 123

RI

Relative Illumination, Éclairement relatif. 24

SNR

Signal-to-Noise Ratio, Rapport Signal à Bruit. 24, 129

Introduction

Les capteurs d'image numériques sont devenus omniprésents dans notre vie quotidienne : appareils photographiques, vidéoconférence, webcam, systèmes de surveillance et bien sûr téléphones portables. Face à cette demande croissante dans de nombreux domaines d'applications, le marché des capteurs d'image a connu une croissance considérable ces dernières années. Pourtant, la capture d'images fixes ou en mouvement est un défi qui passionne les hommes depuis bien longtemps à la fois dans le domaine artistique et scientifique. Que ce soit la *camera obscura* de Léonard de Vinci ou bien les premières caméras cinématographiques des frères Lumière, tous ces systèmes reposent sur des observations physiologiques. L'œil et plus précisément la perception visuelle de l'œil humain sont des éléments clés qu'il nous faudra étudier afin d'améliorer la qualité des images de nos capteurs numériques.

Quels sont les enjeux du marché des capteurs d'images ? Quelle est la problématique liée à la reconstruction couleur des capteurs d'images CMOS que nous allons nous attacher à étudier au cours de ce manuscrit ? Et enfin, comment allons nous articuler les différents axes de recherches étudiés au cours de cette thèse ? Telles sont les notions que nous allons aborder au cours de cette introduction.

Quels sont les enjeux du marché des capteurs d'images ?

Depuis les premiers travaux au début des années 60, le domaine des capteurs d'images numériques a connu une évolution rapide. Depuis les travaux de Morrison [1], le domaine n'aura eu de cesse d'évoluer, de progresser et de générer de nos jours des marchés dits *grand public*, industriel, scientifique ou encore médical, marchés que l'on côtoie au quotidien au travers de leurs nombreuses applications tels que les appareils photo numériques, les caméscopes, webcam ou bien entendu, les téléphones portables.

Le capteur d'image à technologie CCD (Charge Coupled Device) a été historiquement le premier acteur majeur du marché de l'imagerie numérique. Les premiers travaux sur ces dispositifs à couplage de charge ont été rapportés en 1970 par Boyle et Smith [2], travaux qui leur ont valu le très prestigieux prix Nobel de physique en 2009. Ce type de capteurs va dès lors faire la quasi-unanimité chez les principaux industriels du domaine, les capteurs MOS à pixel passif inventés en 1967 par Weckler [3] étant écartés pour cause de bruit spatial fixe trop important. Ce n'est qu'au début des années 90 que le développement des capteurs d'images CMOS (Complementary Metal Oxyde Semiconductors) est relancé autour de deux axes de recherche très différents. Le premier concerne la problématique de conception de systèmes sur puces où le coût est prioritaire par rapport à la performance, afin de pouvoir adresser des marchés dits grand public. Ces travaux sont menés par des chercheurs de l'Université d'Edinburgh en Écosse (futurs fondateurs de VLSI Vision) et de l'Université de Linköping en Suède. Le second axe de travail est né sous l'impulsion de la NASA et du JPL (Jet Propulsion Laboratory) dont le besoin était de concevoir des systèmes miniaturisés et de faible consommation pour les nouvelles générations d'engins d'exploration spatiale. Ces travaux ont été transférés plus tard à des sociétés comme Kodak ou Photobit. Ces efforts ont convergé vers une avancée importante des capteurs d'images CMOS dont les performances sont devenues compétitives face à celles des capteurs CCD avec des avantages non-négligeables tels qu'une capacité d'intégration plus élevée et une faible consommation.

Depuis, le marché des capteurs d'images CMOS a été marqué par une forte expansion face aux capteurs CCD (Fig. 1). En 2011, les ventes de capteurs d'image CMOS devraient atteindre une croissance de 13% à un nouveau record de 5,1 milliards de dollars, dépassant le sommet

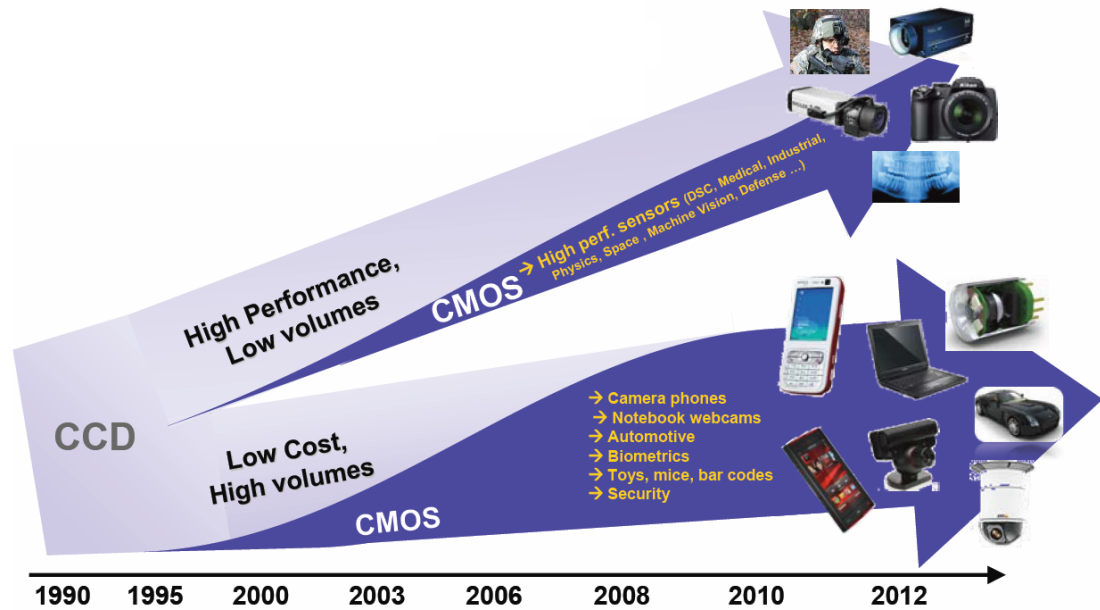


FIGURE 1 – L’expansion du marché des capteurs d’image CMOS par rapport au CCD (Source : Yole©2011 [4]).

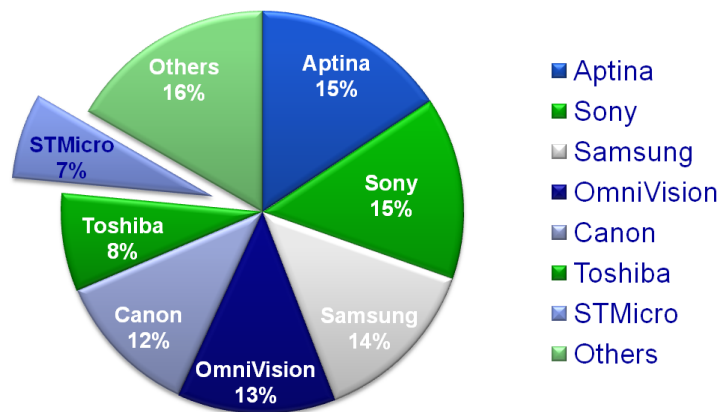


FIGURE 2 – Part de marché des entreprises (en revenus) dans le marché des capteurs d’image (Source : Yole Development, Janvier 2010).

précédent de 4,6 milliards de dollars établi en 2008, selon les études de marché Insights IC. Après avoir chuté de 16% en 2009, les ventes de capteurs d’image CMOS ont rebondi de 17% en 2010 à 4,5 milliards de dollars. Dans ce marché, les téléphones avec appareil photo représentaient 62% des ventes de capteurs d’image CMOS en 2010. L’enjeu économique du secteur de la téléphonie mobile est donc immense, et au fil des années, ce sont les grands fabricants de semi-conducteurs qui sont devenus les acteurs majeurs de ce domaine, grâce à leur forte capacité de production. Actuellement, les principaux compétiteurs de ce marché sont des sociétés telles que Aptina, Sony, Samsung, Omnivision, dont STMicroelectronics (Fig. 2).

Quel est le contexte de cette thèse et la problématique liée à la notion de qualité d’image ?

Depuis quelques années, le marché de la téléphonie mobile est devenu très compétitif et s’oriente vers la miniaturisation et des réductions drastiques du coût. Cette miniaturisation est notamment assurée par la diminution rapide de la taille des pixels, rendue possible par la diminution du nœud technologique de génération en génération. Cependant, la diminution de

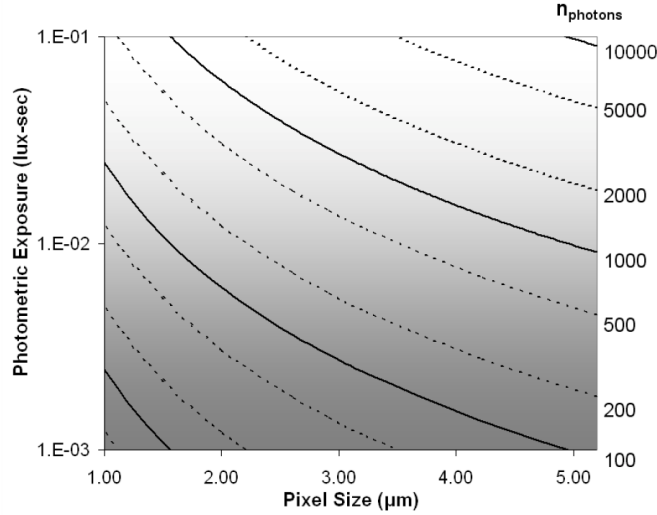


FIGURE 3 – Nombre moyen de photons incidents par pixel en fonction de la taille de ce pixel pour des conditions de faible à fort éclaircissement. (Source : DxO Labs [5])

la taille des pixels entraîne une diminution du nombre de photons incidents par pixel et une sensibilité moindre (Fig. 3). Pourtant de génération en génération de pixel, les consommateurs attendent à minima la même qualité d'image. C'est dans ce contexte que se déroule cette thèse sous convention CIFRE au sein de l'équipe « Imagers » du groupe TRD (« Technology R&D ») de la société STMicroelectronics à Crolles (France) et en partenariat avec le laboratoire IMEP-LAHC basé à Minatec à Grenoble. L'intitulé exact de cette thèse est :

« Reconstruction couleur sous faible éclaircissement pour des capteurs d'images en technologie CMOS ».

L'objectif affiché de ce mémoire est donc d'optimiser les performances des capteurs d'images CMOS en terme de fidélité des couleurs et du bruit sur image, en particulier sous des conditions de prise de vue défavorables sous faible éclaircissement.

Comment s'articulent les travaux de recherche présentés dans ce manuscrit ?

Pour adresser cette problématique de qualité d'image sous faible éclaircissement dans un contexte de diminution de la taille des pixels, ce mémoire de thèse est divisé en cinq chapitres articulés autour du sujet de thèse. L'ensemble des travaux de recherches présentés au cours de ces cinq chapitres et leurs interactions sont schématisés figure 4. Nous allons décrire le plan qui a été choisi afin de répondre au mieux à notre problématique au travers de l'explication de ce schéma général.

L'objectif d'un capteur d'image est de reproduire, le plus fidèlement possible, l'image d'une scène sous un illuminant et des conditions de visualisation donnés (éclairage, distance,...). En ce sens, il tend à se substituer à l'œil, ou plus précisément au Système Visuel Humain (SVH). D'où la représentation de ces deux « chemins » pour aboutir à une image sur notre schéma explicatif.

Au cours du premier chapitre, nous nous intéresserons au « chemin » ou processus de formation d'une image dans un capteur d'image CMOS. Nous présenterons le principe de fonctionnement général d'un capteur d'image numérique, introduisant ainsi les différentes notions et principes physiques utilisés pour cette application, mais également les principaux paramètres géométriques, optiques et électriques de celui-ci.

Dans le deuxième chapitre, nous nous attacherons à la description du deuxième « chemin » de formation d'une image, *i.e.* l'œil lui-même. Plus précisément, nous verrons les modèles qui ont été développés pour décrire le plus fidèlement possible la perception de la couleur et du bruit, des premiers modèles colorimétriques jusqu'aux modèles d'apparence colorée (CAM) introduits

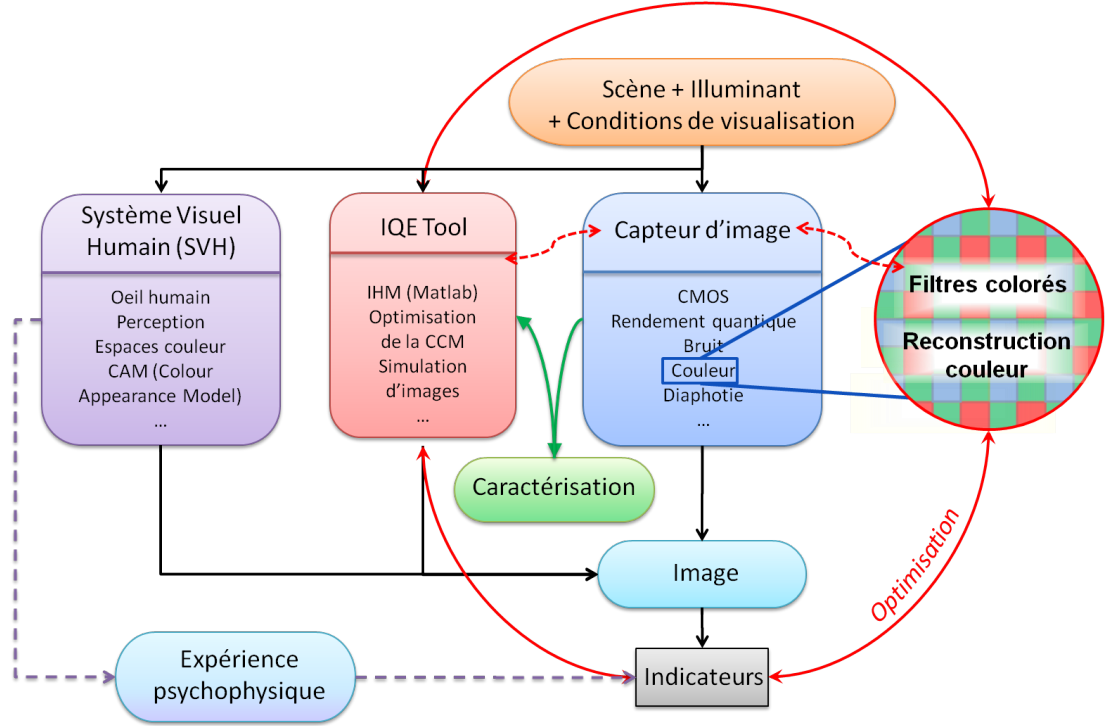


FIGURE 4 – Problématique de la thèse : schématisation des éléments de réflexion et de leurs interactions.

très récemment. Cet état de l'art nous permettra d'introduire la notion d'indicateurs de qualité d'image, notion qui va s'avérer cruciale pour notre étude. En effet, dans l'objectif d'améliorer les performances de nos capteurs d'images, il est nécessaire de s'appuyer sur un certain nombre d'indicateurs de qualité d'image.

Cette notion d'indicateurs n'étant pas immédiate, nous avons choisi d'appuyer notre évaluation de la qualité des images sur un simulateur nommé IQE Tool (« Image Quality Evaluation Tool »), disposant d'une interface graphique développée sous Matlab. Cet outil, qui constitue en lui-même une majeure partie du travail de thèse, fera l'objet du troisième chapitre de ce manuscrit. L'IQE Tool étant basé sur la caractérisation des capteurs d'image, nous nous consacrerons d'abord aux techniques de caractérisation des pixels avant de présenter l'outil en lui-même et les résultats obtenus sur plusieurs générations de pixels. Ce simulateur d'image pourra alors être considéré comme un troisième « chemin » pour aboutir à la formation d'une image. Ce nouveau chemin pourra se substituer à celui du capteur d'image au cours de l'optimisation des performances de ce dernier. En effet, nous pourrions alors optimiser certains paramètres du capteur d'image et évaluer les résultats grâce au simulateur d'image sans avoir à attendre les résultats sur le silicium.

Nous avons alors à cette étape les moyens de réaliser l'optimisation des performances du capteur d'image, objectif qui fera l'objet du quatrième chapitre. Cet aspect devient particulièrement important dans des conditions de faible éclairage où les performances du capteur d'image sont dégradées. Dans le cadre de cette thèse, nous avons choisi de nous focaliser sur la partie reconstruction couleur dans un capteur d'image : à la fois au niveau procédé de fabrication, au travers de l'optimisation de la réponse spectrale des filtres colorés, mais également au niveau post-traitement, au travers de l'optimisation de la matrice de correction couleur. Ainsi, différents algorithmes d'optimisation seront utilisés et intégrés à notre outil de simulation d'image dans le but d'optimiser les indicateurs qui ont été définis. Le chemin emprunté pour l'optimisation de la reconstruction couleur est représenté à l'aide de flèches rouges sur le schéma.

Enfin, le cinquième chapitre sera constitué d'une étude approfondie du phénomène de diaphotie (ou crosstalk), *i.e.* l'échange de signal indésirable entre un pixel et ses voisins. Nous

nous attacherons à caractériser au mieux ce phénomène au travers d'un procédé innovant de caractérisation de la diaphotie ; puis nous chercherons à le modéliser afin de mieux prendre ce phénomène en compte dans notre simulateur. En effet, une modélisation incomplète du capteur d'image (flèches en pointillés rouge sur le schéma) constitue une limitation à l'étude du quatrième chapitre.

Grâce à ce schéma général, qui représente l'ensemble des axes de travail dégagés au cours de cette thèse, nous voyons que les différents travaux s'articulent logiquement tous ensemble. En particulier, l'optimisation de la reconstruction couleur qui est la finalité de cette thèse repose en réalité sur d'autres « briques » élémentaires indispensables pour converger vers des résultats satisfaisants : ainsi la caractérisation précise du capteur d'image permet de construire un modèle utilisable dans notre simulateur, lui-même indispensable pour l'optimisation. Les indicateurs de qualité d'image constituent également en eux-mêmes une brique cruciale du processus d'optimisation.

Nous concluons cette étude par un sixième chapitre présentant quelques perspectives particulièrement intéressantes qui pourraient constituer une suite à ce travail de thèse. En particulier, nous présenterons les bases d'une expérience psychophysique à réaliser pour pouvoir progresser dans la définition de nos indicateurs de qualité d'image. Enfin, nous donnerons quelques pistes à envisager à plus ou moins long terme afin d'améliorer la performance de nos capteurs d'images, pistes qui n'auront pas été développées ou même abordées au cours du manuscrit. Ces perspectives seront présentées afin de situer les réalisations de ce travail de thèse dans un contexte plus général.

Chapitre 1

Fondamentaux sur les capteurs d'images

Dans ce chapitre, nous présenterons le principe de fonctionnement d'un capteur d'images numérique. Nous introduirons ainsi les principes physiques mis en œuvre lors du cheminement de la lumière, de l'image de la scène à travers les éléments constitutifs d'un capteur d'images CMOS jusqu'à sa restitution sur un écran. Par la suite les caractéristiques et les différentes architectures des pixels des capteurs d'images CMOS seront présentées avant d'introduire leurs principaux paramètres géométriques optiques et électriques. Nous présenterons finalement la problématique du sujet de ce mémoire de thèse, à savoir l'intérêt de l'optimisation de la reconstruction couleur dans un contexte de réduction de la taille des pixels.

1.1 De la scène à l'image finale

Les principales étapes successives intervenant lors de la prise de vue d'une image de scène sont détaillées figure 1.1 :

- les photons émis par une source lumineuse (soleil, lampe...) sont partiellement réfléchis par les éléments de la scène en fonction des propriétés de la matière rencontrée, *i.e.* de son coefficient de réflexion lui même dépendant de la longueur d'onde ;
- les photons réfléchis par la scène sont alors focalisés par la lentille principale du module sur la matrice des pixels tout en étant filtrés par un filtre infrarouge (IR) ainsi qu'un filtre passe-bas anti-crénelage (appelé également « anti-aliasing » ou AA) ;
- au niveau de la matrice de pixels, les photons sont focalisés sur chaque pixel grâce à une matrice de microlentilles. Pour un capteur CMOS classique, le filtrage des couleurs est alors assuré grâce au motif de Bayer sur les trois couleurs primaires Rouge, Vert et Bleu ;
- les photons sont alors convertis dans le silicium en charges électriques (effet photoélectrique) puis en grandeur électrique mesurable (tension) ;
- cette grandeur électrique est ensuite codée sur un nombre donné de bits lors de la Conversion Analogique/Numérique (CAN) ;
- un post-traitement est effectué afin de corriger des défauts ;
- enfin, le système procède à la reconstruction des couleurs (balance des blancs, interpolation et corrections des couleurs) ainsi qu'une correction du gamma afin de compenser la non-linéarité de l'écran lors de l'affichage.

Ces différentes étapes sont détaillées de la section 1.1.1 à 1.1.4.

1.1.1 Image de la scène et optique du système

La transmission et la réflexion agissent directement sur le spectre de la lumière. Ainsi, les photons émis par une source lumineuse telle que le soleil ou une lampe halogène sont partiellement réfléchis par les éléments de la scène en fonction des propriétés de la matière rencontrée, *i.e.* de son coefficient de réflexion lui même dépendant de la longueur d'onde. C'est pour cette raison qu'un objet nous apparaît coloré et plus ou moins sombre ou brillant : ces aspects de

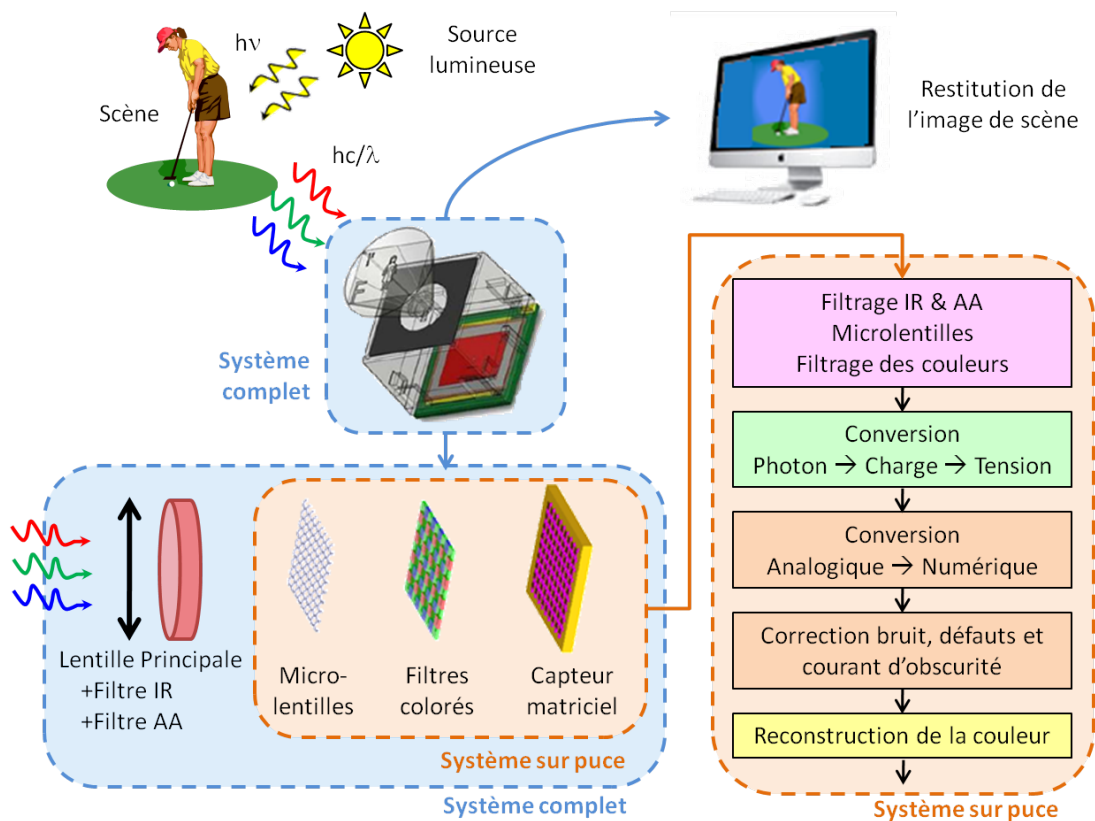


FIGURE 1.1 – Schématisation des étapes successives intervenant dans le fonctionnement d'un capteur d'images : de l'image de la scène à l'image finale restituée sur un écran

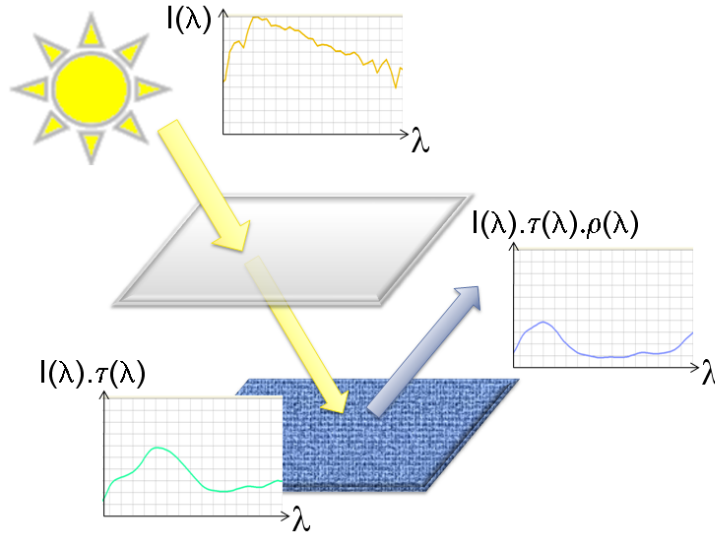


FIGURE 1.2 – Schématisation de la transmission et réflexion de la lumière par un objet

perception de la couleur seront détaillés dans le Chapitre 2. La lumière émise (réfléchi ou transmise) par les objets de la scène est donc le produit du spectre de la source $I(\lambda)$ par les spectres de réflexion $\rho(\lambda)$ ou de transmission des objets $\tau(\lambda)$ comme le schématise la figure 1.2.

Les photons arrivant sur le système sont alors focalisés sur la matrice de pixels par l'optique du module. Elle est constituée d'un jeu de lentilles constituant un objectif plus ou moins complexe selon l'application voulue (zoom, autofocus,...). Elle détermine l'ouverture du système notée f/D (section 1.3.1.2), qui est un paramètre important du capteur. Un faible f/D permet une collection de lumière plus importante mais entraîne des angles d'incidence plus grands sur les pixels ce qui, on le verra au cours du manuscrit, est un aspect important pour la qualité de l'image finale.

Les longueurs d'onde de la gamme du visible, auxquelles nous nous intéresserons dans ce manuscrit pour les applications capteurs d'images, s'étalent d'environ 380 à 780 nm. Cependant le silicium est sensible jusqu'aux longueurs d'ondes du proche infrarouge ($\sim 1,1\mu m$), ce qui vient perturber l'information lumineuse utile. Pour cette raison, un filtre Infra-Rouge (IR) présentant une coupure aux alentours de 650 nm est disposé entre la lentille principale et le système sur puce. Enfin, dans certains capteurs, un filtre passe-bas anti-crênelage (appelé également AA de l'anglais « anti-aliasing ») est également présent afin de couper les hautes fréquences spatiales (supérieures à la moitié de la fréquence d'échantillonnage du système *i.e.* l'inverse d'un demi-pas de pixel). Cette précaution est prise afin d'éviter le repliement spectral visible sur l'image finale à travers des effets de *moirés*.

1.1.2 De l'optique du système à la région photosensible

Les photons focalisés par l'optique du module et filtrés arrivent alors sur le système sur puce. Au niveau de la matrice de pixels, les photons sont focalisés sur chaque pixel grâce à une matrice de microlentilles comme schématisé sur la Fig 1.3. Ce sont ces microlentilles qui effectuent l'échantillonnage de l'image. Ce réseau de microlentilles forme l'image de la pupille de sortie du module au niveau de la photodiode de chaque pixel et permet de focaliser les rayons lumineux au centre de la photodiode. Ceci permet de limiter les réflexions internes par les lignes de métal ce qui, on le verra par la suite, est une source de *diaphotie* (section 1.3.2.5).

Afin de restituer la couleur, la méthode classique est de disposer sous les microlentilles un réseau de filtres colorés (ou CFA de l'anglais « Color Filter Array »). Le motif le plus utilisé est celui de Bayer, du nom de son inventeur [6]. La couleur est échantillonnée spatialement sur les trois couleurs primaires Rouge, Vert et Bleu (RVB) par analogie avec l'oeil humain (Chapitre 2). La répartition des couleurs, qui comporte deux pixels verts pour un bleu et un rouge (Fig. 1.4)

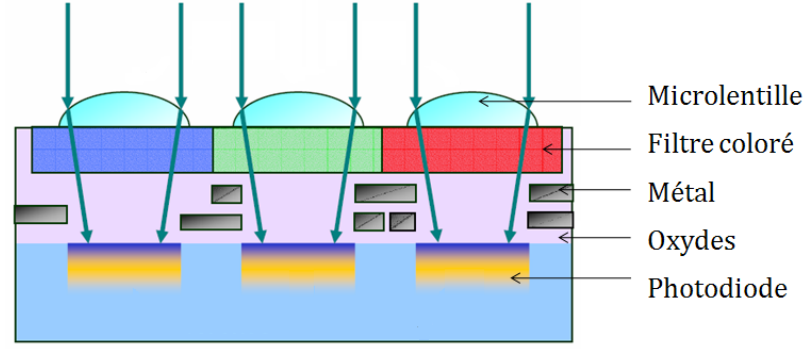


FIGURE 1.3 – Schéma de structure d'un pixel d'un capteur d'image CMOS

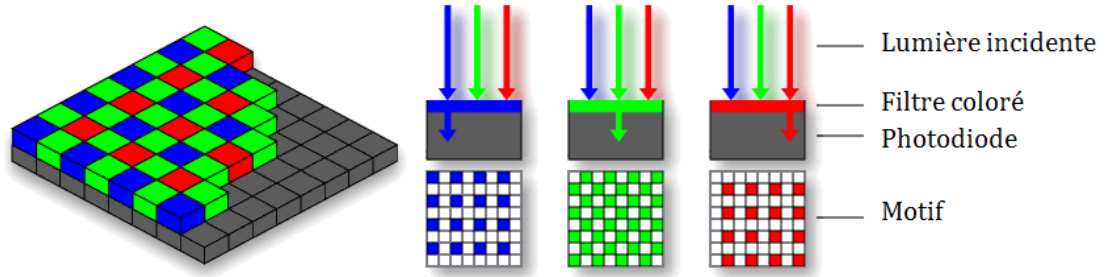


FIGURE 1.4 – Motif de Bayer

a été choisie en fonction de la réponse spectrale de la sensibilité de l'œil qui présente un pic dans le vert à 550 nm. Le motif de Bayer décompose l'information lumineuse sur quatre plans couleurs notés R , G_R , G_B et B de l'anglais **R**ed, **G**reen-**R**ed, **G**reen-**B**lue et **B**lue¹. Un pixel Green-Red correspond à un pixel vert sur une ligne contenant des pixels rouges tandis qu'un pixel Green-Blue correspond à un pixel vert sur une ligne contenant des pixels bleus. Le filtrage des couleurs est réalisé par des résines colorées composées de pigments ayant chacun sa propre réponse spectrale.

Le filtrage des couleurs constitue une étape essentielle au sein de ce manuscrit pour la reconstruction couleur : les différentes méthodes de filtrage et améliorations possibles seront explorées en détail ultérieurement.

1.1.3 L'effet photoélectrique

Les photons arrivant focalisés et filtrés sur la photodiode de chaque pixel sont absorbés en profondeur dans le silicium. L'absorption de lumière par la matière correspond à l'excitation d'électrons de la bande de Valence (E_v) vers la bande de Conduction (E_c) : on parle de transition interbande [7]. Cette transition n'est possible que si l'énergie du photon est supérieure ou égale à la largeur de la bande interdite (ou « gap ») du matériau : $E_g = E_c - E_v$. Dans ce cas, une paire électron-trou est générée et participe à la production d'un courant électrique : c'est l'effet photoélectrique (Fig. 1.5).

L'énergie du photon en Joule est donnée par la relation suivante :

$$E = \frac{hc}{\lambda} \quad (1.1)$$

avec λ la longueur d'onde du signal incident (en m), c la vitesse de la lumière (en $m \cdot s^{-1}$) et h la constante de Planck (en $J \cdot s$). De cette relation, on peut déduire la longueur d'onde maximale,

1. Les plans couleurs d'un Bayer seront indiqués par leurs noms et abréviations en anglais R , G_R , G_B et B ainsi que les composantes couleurs RGB afin d'éviter toute confusion entre l'abréviation V pour la composante du vert et la composante V dans l'espace YUV.

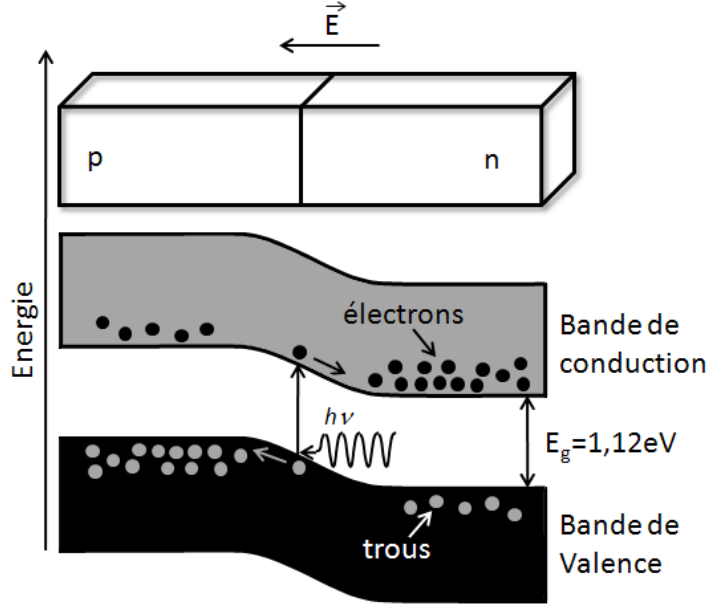


FIGURE 1.5 – Effet photoélectrique et principe de fonctionnement d'une photodiode

notée λ_c déterminée par le semi-conducteur. Cette longueur d'onde est fixée par l'énergie de la bande interdite (E_g) :

$$\lambda_c = \frac{hc}{E_g} \quad (1.2)$$

Pour le silicium, matériau le plus utilisé dans le domaine des capteurs d'images, $E_g = 1,12\text{eV}$: la longueur d'onde maximale détectable est donc de $1.1\mu\text{m}$ d'où l'intérêt d'un filtre infra-rouge (section 1.1.1).

L'absorption de la lumière dans le silicium dépend de la longueur d'onde du photon incident selon la relation de Beer-Lambert (Eq. 1.3).

$$I(z) = I_0 \cdot \exp\left(-\frac{4\pi k(\lambda)}{\lambda} z\right) \quad (1.3)$$

avec I_0 l'intensité du rayonnement incident, $I(z)$ l'intensité du rayonnement à une profondeur z dans le silicium et $k(\lambda)$ l'indice d'absorption du silicium en fonction de la longueur d'onde λ (Fig. 1.6).

Les paires électrons/trous sont séparées sous l'effet du champ électrique. Une partie des électrons ainsi générés diffusent vers la zone de déplétion ou Zone de Charge d'Espace (ZCE) de la photodiode où ils sont collectés pour participer au courant de sortie. Au delà de la couche épitaxiée, les électrons possèdent une durée de vie très courte. Ils se recombinaient donc aussitôt et ne participent pas au signal détecté par le pixel. Pour de courtes longueurs d'onde (*i.e* $\lambda < 500\text{nm}$), les photons sont absorbés près de la surface de la photodiode et sont donc plus facilement collectés que des électrons de grande longueur d'onde, générés plus profondément dans le silicium. Ces derniers peuvent diffuser vers la ZCE mais aussi diffuser latéralement vers le pixel voisin et atteindre la zone de déplétion de la photodiode de celui-ci et ainsi participer au phénomène non souhaité appelé *diaphotie* (section 1.3.2.5). Cet effet dépend également fortement de l'inclinaison des rayons incidents, les électrons étant alors générés en bord de pixel.

Les performances du pixel telle que la diaphotie dépendent aussi de l'architecture du pixel. Les différentes architectures de pixels permettant la récupération du signal seront détaillées dans la section 1.2.2. Une Conversion Analogique/Numérique (CAN) est ensuite effectuée afin de faciliter le transport du signal et de réaliser les différentes étapes de post-traitement de l'information. Le codage du signal numérique s'effectue en règle générale sur 14 bits, l'image finale étant en général codée sur 8 bits *i.e* 256 niveaux par couleur soit un signal RVB codé sur 24 bits ($= 3 \times 8$ bits).

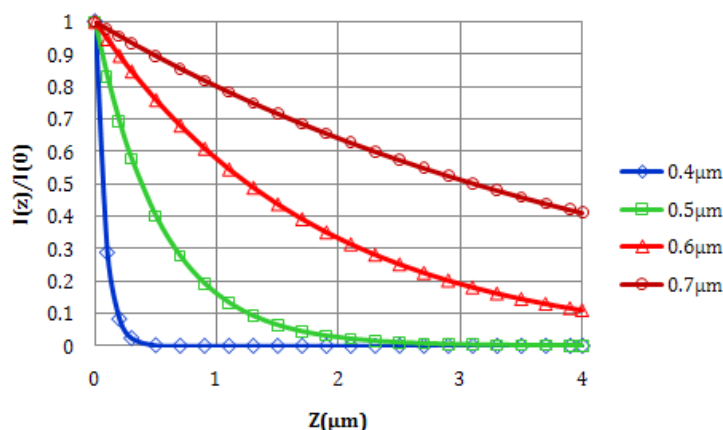


FIGURE 1.6 – Pénétration de la lumière dans le silicium en fonction de la profondeur et de la longueur d'onde

1.1.4 Reconstruction et correction d'une image

Dans ce paragraphe, nous prendrons l'exemple de la reconstruction couleur pour un capteur RGB avec motif de Bayer. Dans la suite du manuscrit, sauf précision contraire, c'est le type de capteur que nous considérerons. Dans l'image brute récupérée au niveau du capteur, appelée également une image RAW, chaque pixel donne une information sur une seule couleur (R, V ou B). Pour la projection de l'image, chaque pixel doit contenir les trois couleurs primaires RGB pour reconstituer la couleur initiale de l'image capturée par le capteur. L'ensemble des étapes nécessaires, décrites ci-après, est appelé reconstruction couleur ou bien « colour processing » en anglais (Fig. 1.7).

Suppression d'offset La première étape après la Conversion Analogique Numérique (CAN) est la soustraction d'une valeur indépendante des plans couleurs, appelée offset. Pour cela, on soustrait une image de noir à chaque plan couleur afin de minimiser l'effet du bruit spatial fixe (section 1.3.3). En réalité, l'image de noir est calculée à partir de plusieurs lignes de pixels masqués situés sur le bord de la matrice de pixels.

Correction des défauts Dans les capteurs d'images, des signaux parasites viennent s'ajouter au signal utile dégradant la qualité de celle-ci. Ces défauts détaillés dans la section 1.3.3 ainsi que des défauts isolés tels que des pixels chauds ou même morts peuvent être corrigés au niveau du post-traitement par différents algorithmes de correction. Par la même occasion, on peut appliquer un filtre sur l'image afin de corriger l'effet d'ombrage des couleurs, couramment appelé *colour shading* (CS) en anglais, dû à la différence des angles d'incidence entre le centre et le bord de la matrice des pixels (Chapitre 3), et également corriger le vignettage de l'objectif. Ces étapes sont facultatives.

Balance des Blancs Le spectre de l'illuminant de la scène n'est pas constant, dans la grande majorité des cas, sur la plage des longueurs d'onde du visible. De plus, le capteur n'a pas la même sensibilité sur les différents plans couleurs. Il est donc nécessaire d'ajouter une pondération pour chaque plan couleur de manière à ce qu'un objet blanc soit rendu comme tel après pondération des couleurs, comme notre cerveau le ferait naturellement dans une scène réelle (notion d'*adaptation chromatique* expliquée chapitre 2).

Il existe plusieurs méthodes afin d'ajuster la balance des blancs mais le principe est d'appliquer un gain sur chaque plan couleur de telle sorte que leurs niveaux de signal soient égaux pour chaque niveau de gris. La solution la plus intuitive est donc d'identifier un objet gris sur l'image et de déterminer manuellement les niveaux de gains nécessaires. Pour les caméras grand public, il est nécessaire d'avoir un mode de balance des blancs automatique pour ne pas avoir à retoucher manuellement les images. En général, les algorithmes utilisent l'approximation du

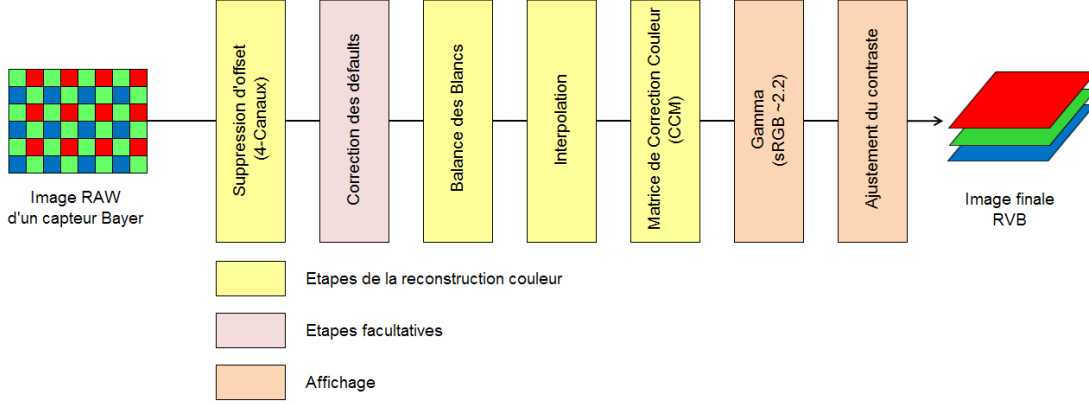


FIGURE 1.7 – Les différentes étapes de la reconstruction et correction d’une image

monde gris (de l’anglais « gray world ») qui suppose que les moyennes de chaque plan couleur sur une scène naturelle sont identiques (*i.e* la moyenne de l’image est un gris).

On peut modéliser cette correction par une matrice diagonale notée WB (de l’anglais « White Balance ») :

$$\begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix}_{WB} = \overbrace{\begin{bmatrix} W_R & 0 & 0 \\ 0 & W_G & 0 \\ 0 & 0 & W_B \end{bmatrix}}^{WB} \cdot \left(\begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix}_{RAW} - \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix}_{Offset} \right) \quad (1.4)$$

Interpolation L’interpolation consiste à obtenir l’information pour les trois couleurs sur un pixel ne contenant que l’information d’une seule couleur et interpolant les valeurs des pixels adjacents. Il existe de nombreuses méthodes pour réaliser cette interpolation [8] dont quelques-unes seront utilisées dans ce manuscrit, la plus simple étant l’interpolation bilinéaire illustrée figure 1.8 pour un capteur Bayer. Les composantes R, G et B de chaque pixel sont calculées comme étant la moyenne des pixels voisins ou la valeur du pixel lui-même. Nous verrons dans le chapitre 2 que le choix de l’interpolation a un impact important sur le bruit de l’image et qu’il résulte d’un compromis entre la résolution d’une image et le bruit.

Correction des couleurs Il est nécessaire d’appliquer une correction des couleurs afin de compenser la façon dont le capteur est sensible à la distribution spectrale de la lumière incidente. En effet, la forme de la réponse spectrale du capteur d’image sur chaque plan couleur n’est pas parfaite : ceci est dû à l’imperfection des filtres colorés mais également au phénomène de diaphotie 1.3.2.5. Ainsi, par exemple, un pixel rouge n’a pas une intensité nulle même si la scène ne contient pas de rouge et un pixel bleu aura une composante sur le vert et le rouge. On applique donc une transformation linéaire (matrice de correction 3x3) afin de compenser le mélange des couleurs et ajuster au mieux l’espace des couleurs perçues par le capteur à un espace couleur normalisé compatible avec une opération d’affichage. Afin de ne pas détruire l’opération de balance des blancs précédente, la somme des lignes de la matrice de correction doit être égale à un. La matrice de correction couleur, notée CCM de l’anglais « Colour Correction Matrix » comporte donc seulement six coefficients indépendants :

$$\begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix}_{\text{corrigé}} = \overbrace{\begin{bmatrix} c_{RR} & c_{GR} & c_{BR} \\ c_{RG} & c_{GG} & c_{BG} \\ c_{RB} & c_{GB} & c_{BB} \end{bmatrix}}^{CCM} \cdot \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix}_{\text{interpolé}} \quad (1.5)$$

Nous verrons dans le chapitre 2 que la matrice de correction couleur a un impact important sur le bruit de l’image et qu’elle résulte d’un compromis entre la précision des couleurs d’une

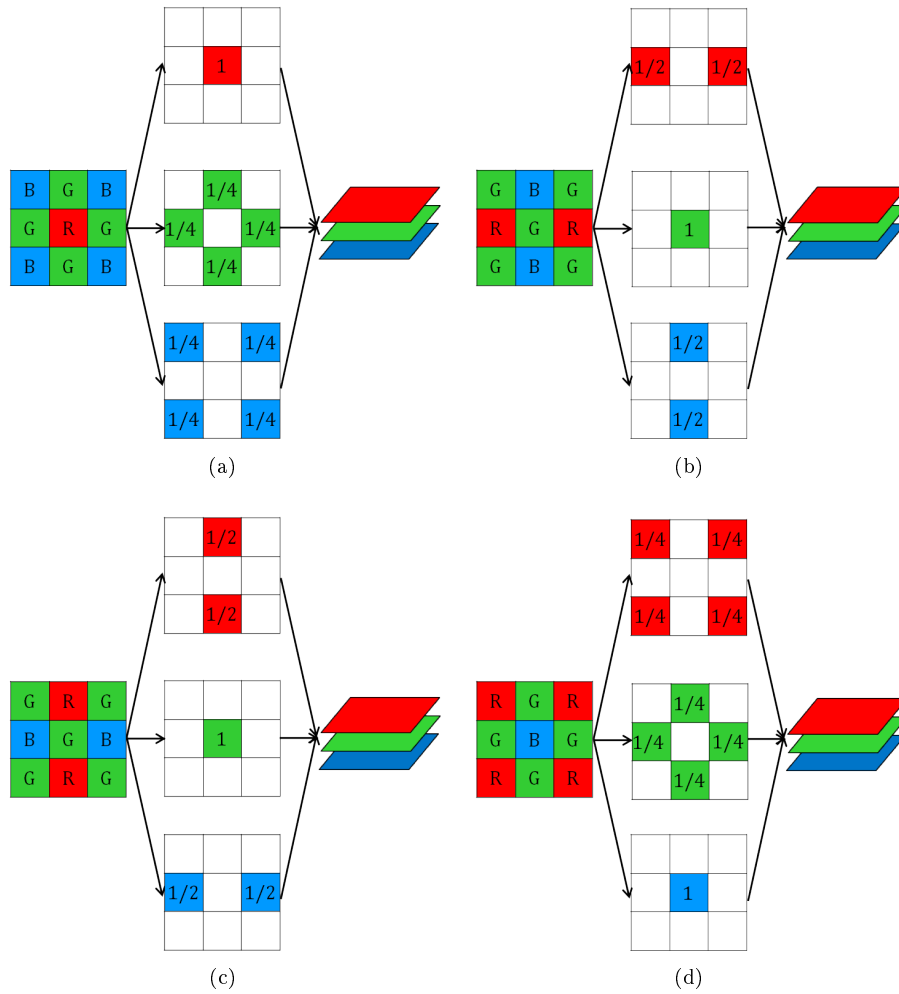


FIGURE 1.8 – Interpolation bilinéaire d'un motif de Bayer pour un pixel (a) Red (b) Green-Red (c) Green-Blue (d) Blue (B). Les composantes de chaque pixel sont calculées comme étant la moyenne des pixels voisins ou la valeur du pixel lui-même.

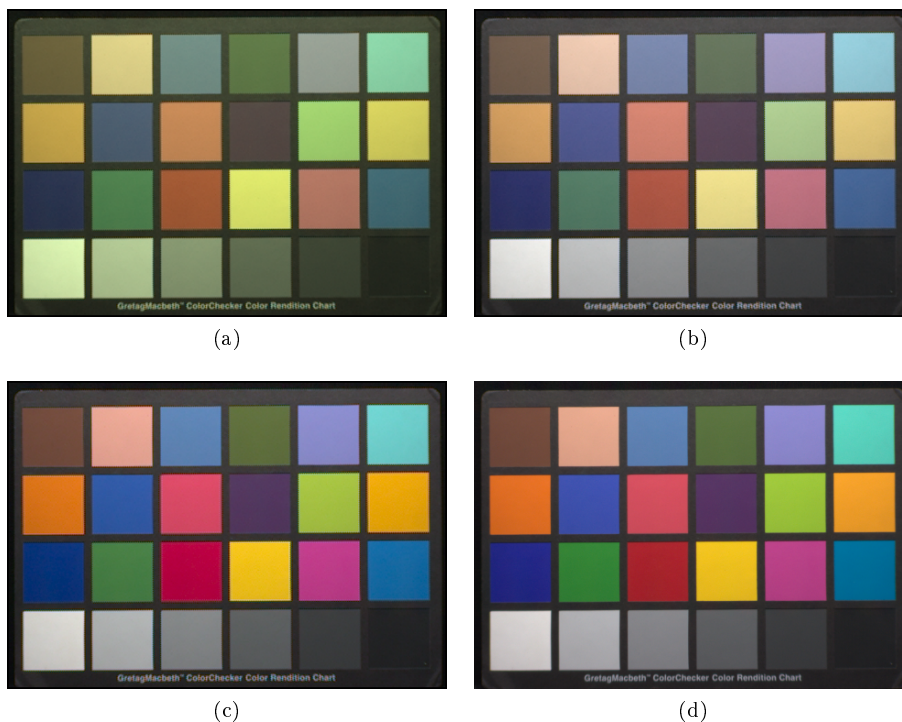


FIGURE 1.9 – Etapes de reconstruction couleur d’un capteur à motif de Bayer sous illuminant 3200K. Image d’une mire de Macbeth après interpolation et correction gamma : (a) sans correction (b) après balance des blancs (c) après balance des blancs et matrice de correction couleur. (d) Image idéale d’une mire de Macbeth sous 3200K.

image et le bruit. Le chapitre 4 comporte une partie dédiée à l’optimisation de cette matrice de correction couleur.

Gamma et contraste Afin d’afficher l’image finale sur un support tel qu’un écran, il est nécessaire de prendre en compte les caractéristiques de l’affichage. En effet, pour un écran cathodique par exemple, la relation entre l’amplitude du signal d’entrée (en V) et la luminance (en cd/m^2) de l’image sur l’écran n’est pas linéaire. Pour compenser cet effet, une correction (généralement en loi de puissance) appelée *correction de gamma* est appliquée de telle sorte que la réponse devienne linéaire. On verra dans le chapitre 2 qu’un espace colorimétrique tel que le sRGB est défini pour une correction *gamma* donnée.

Un exemple d’image est donné pour différentes étapes de la reconstruction couleur figure 1.9.

1.2 Les capteurs d’images CMOS

1.2.1 Généralités

Les capteurs d’images CMOS (Complementary Metal Oxide Semiconducteur) sont basés sur le procédé standard de fabrication de la technologie CMOS, l’un des plus importants procédés de la microélectronique. Ils tirent ainsi bénéfice de l’avancement et des prix compétitifs de ce procédé de grande diffusion. Les capteurs d’images CMOS sont constitués d’un réseau de pixels contenant chacun une photodiode. Contrairement aux capteurs CCD (Charge-Coupled Device), chaque pixel (ou groupe de pixel dans le cas d’architecture partagée) possède son propre circuit de lecture, raison pour laquelle on parle de circuits *actifs* (ou APS de l’anglais « Active Pixel Sensor »). L’amplification du signal est donc effectuée avant que l’image ne soit lue. De plus, chaque pixel peut être lu directement suivant un système de coordonnées (X,Y) ,

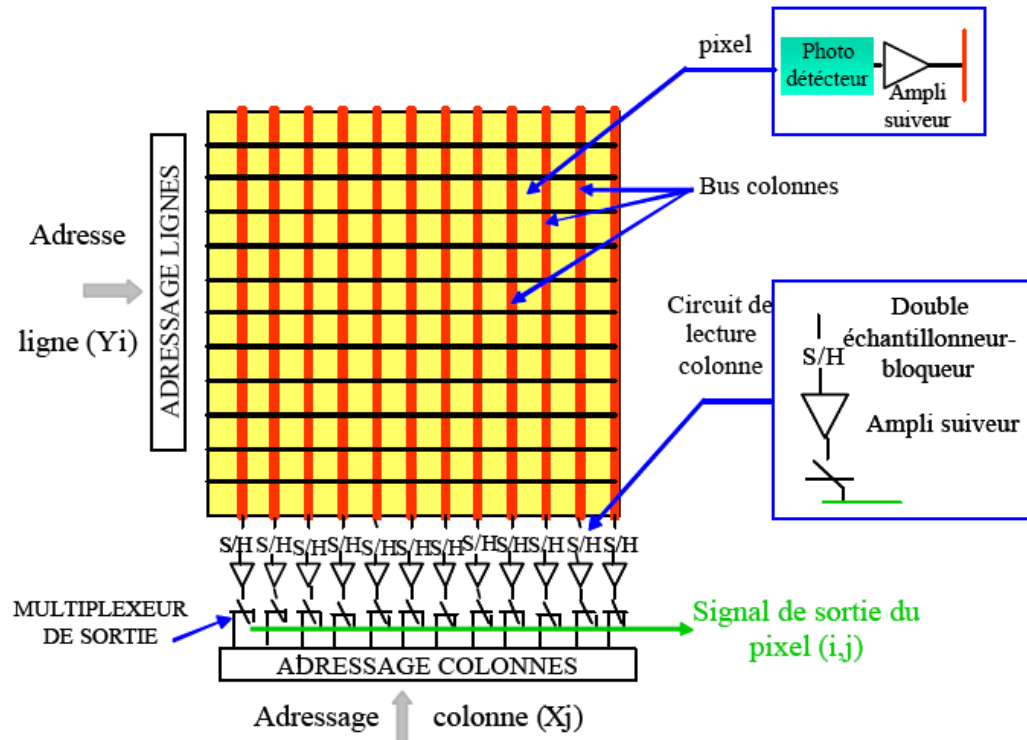


FIGURE 1.10 – Structure élémentaire d'un capteur d'image CMOS à pixel actif (APS).

ce qui signifie que contrairement à un capteur CCD qui ne fait que transporter les charges, un pixel de capteur CMOS peut détecter un flux lumineux, le convertir en tension et transférer l'information directement à la sortie. La structure d'un capteur d'images CMOS est représentée sur la figure 1.10. Cette figure représente la matrice de pixels constitués chacun d'une zone photosensible et de transistors servant à la conversion du signal et à l'acheminement de celui-ci en sortie de matrice grâce à des adresseurs de lignes et de colonnes.

La technologie CMOS permet ainsi de réaliser des caméras dites « Système on Chip » (SoC). L'inconvénient majeur du CMOS par rapport au CCD est la dégradation de l'image à faible illumination. En effet, le facteur de remplissage des pixels (FF pour « Fill Factor ») est plus faible que celui des pixels CCD en raison de la place occupée par les différents transistors. Ce facteur est en partie compensé par l'effet des microlentilles mais peut être considérablement amélioré avec la technologie BSI (de l'anglais « Back Side Illumination »).

1.2.2 Architecture d'un pixel CMOS

L'architecture de pixel fournissant les meilleures performances en terme de performances électriques et de facteur de remplissage est dite « 4T » comme le montre la figure 1.11. Chaque pixel possède, en plus de sa photodiode, quatre transistors pour effectuer les opérations de lecture.

Le fonctionnement d'un pixel « 4T » peut se résumer de la façon suivante :

- Au niveau de la photodiode, les photons sont convertis en électrons. La photodiode dite *pincée* est réalisée en introduisant une couche superficielle de dopage p^+ en surface. De plus cette couche permet d'inactiver les états d'interface et améliorer la réponse du capteur notamment en réduisant le courant d'obscurité. Cette photodiode pincée est indispensable au fonctionnement d'un transistor « 4T » puisqu'elle permet le transfert de charge de la photodiode au nœud de lecture en fixant la tension de la photodiode à vide par le dopage $p^+/n/p$.
- Le nœud de lecture est au préalable réinitialisé par le transistor T1 (« Reset » ou RST), ce qui correspond à vider les charges présentes sur le nœud de lecture.
- Une première mesure de tension est alors effectuée sur le nœud de lecture (« Sense node »)

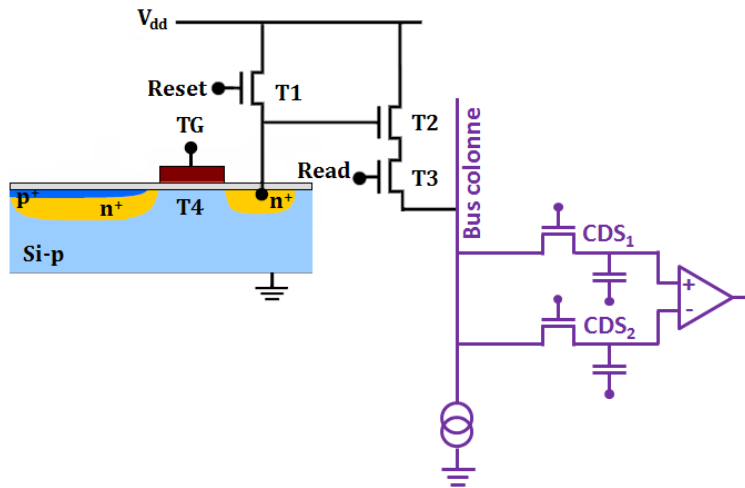


FIGURE 1.11 – Schéma électrique d'un pixel 4T

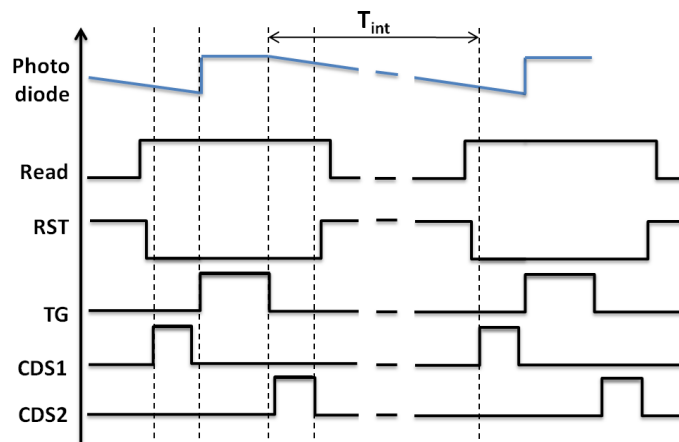


FIGURE 1.12 – Chronogramme de la séquence de fonctionnement présentant le potentiel dans la photodiode et les différentes polarisations : Grille du transistor de lecture (Read), Grille du transistor de réinitialisation (RST), Grille de Transfert (TG) et le double échantillonnage corrélé (CDS1 et CDS2).

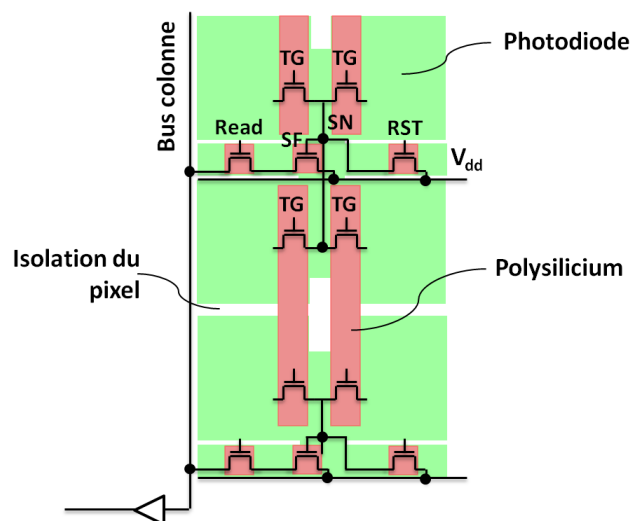


FIGURE 1.13 – Schématisation d’une architecture partagée 1T75, 4 photodiodes partagent 7 transistors : quatre grilles de transfert (TG) soit une par photodiode, un transistor de Reset (RST), un suiveur (SF) et un transistor de lecture (Read).

ou SN) en adressant le transistor T3. Le transistor de lecture T3 (« Read ») permet de sélectionner la ligne tandis que le transistor T2 est un suiveur (« Source Follower » ou SF) permettant de lire le potentiel du nœud de lecture en adaptant la capacité très faible du pixel à celle très forte du bus de colonne (T2 réalise l'adaptation de l'impédance du signal).

- La photodiode est ensuite complètement vidée en transférant les charges vers la diode de lecture par l'intermédiaire du transistor T4 (« Transfer Gate » ou TG).
- On réalise une seconde mesure sur le nœud de lecture à l'aide des transistors T2 et T3, qui correspond à l'information sur le signal lumineux.
- Finalement, on soustrait les deux mesures afin d'obtenir l'information proportionnelle au flux incident et au temps d'intégration (T_{int}). Cette méthode appelée double échantillonnage corrélé (ou CDS pour « Correlated Doubled Sampling ») permet de supprimer le bruit de réinitialisation du pixel et le bruit spatial fixe du transistor T2.

La figure 1.12 présente le chronogramme de la séquence de fonctionnement d'un pixel « 4T ».

Dans le cadre de la réduction de la taille du pixel, il est intéressant de mettre en commun des transistors entre plusieurs photodiodes. Ainsi, il est possible de mettre en commun les transistors T1 (RST), T2 (SF) et T3 (Read) entre deux pixels pour un total de cinq transistors pour deux pixels : on parle d'architecture « 2T5 ». Une autre architecture couramment utilisée est dite « 1T75 » pour laquelle les transistors T1 (RST), T2 (SF) et T3 (Read) sont partagés entre quatre pixels soit 7 transistors pour 4 pixels ou un rapport de 1,75 transistors par pixel. La figure 1.13 schématise un exemple d'architecture partagée 1T75 vue de dessus.

1.3 Principales spécifications des capteurs d'images

1.3.1 Paramètres géométriques et optiques

1.3.1.1 Format et résolution

Taille de la matrice La taille de la matrice définit les dimensions de la matrice de pixels. Le plus souvent, elle est définie par la dimension de la diagonale de la matrice exprimée en millimètres. La Table 1.1 donne les tailles de matrices les plus fréquemment utilisées. On notera que 1"=16 mm et non 25,4mm : l'origine vient des tubes cathodiques pour lesquels un tube de 1" formait une image de seulement 16 mm.

Définition et Format de la matrice Les termes de *définition* et *format* sont utilisés pour représenter respectivement le produit et le rapport entre les nombres de pixels horizontaux et verticaux de la matrice. La Figure 1.14 représente les définitions les plus couramment rencontrées associées à leur format et la norme d'affichage correspondants.

Résolution Le terme *résolution* d'un capteur d'image traduit la finesse de l'image. Elle est définie par le nombre de pixels par unité de longueur (centimètre ou pouce) et s'exprime pour une image numérique en PPI (Pixel Per Inch) ou PPP (Pixel Par Pouce). Le terme *Mégapixel* couramment utilisé pour caractériser les appareils photos numériques correspond donc, non pas à la *résolution* du capteur, mais à sa *définition*.

TABLE 1.1 – TAILLE DE LA MATRICE ET DIMENSIONS ASSOCIÉES

Type	1/3,6"	1/3,2"	1/3"	1/2,7"	1/2,5"	1/2"	1/1,8"	1/1,7"	2/3"	1"	4/3"	1,8" ou APS-C	35mm
Diagonale(mm)	5,00	5,68	6,00	6,72	7,18	8,00	8,93	9,50	11,0	16,0	22,5	28,4	43,3
Largeur(mm)	4,00	4,54	4,80	5,37	5,76	6,40	7,18	7,60	8,80	12,8	18,0	23,7	36,0
Hauteur(mm)	3,00	3,42	3,60	4,04	4,29	4,80	5,32	5,70	6,60	9,60	13,5	15,7	24,0

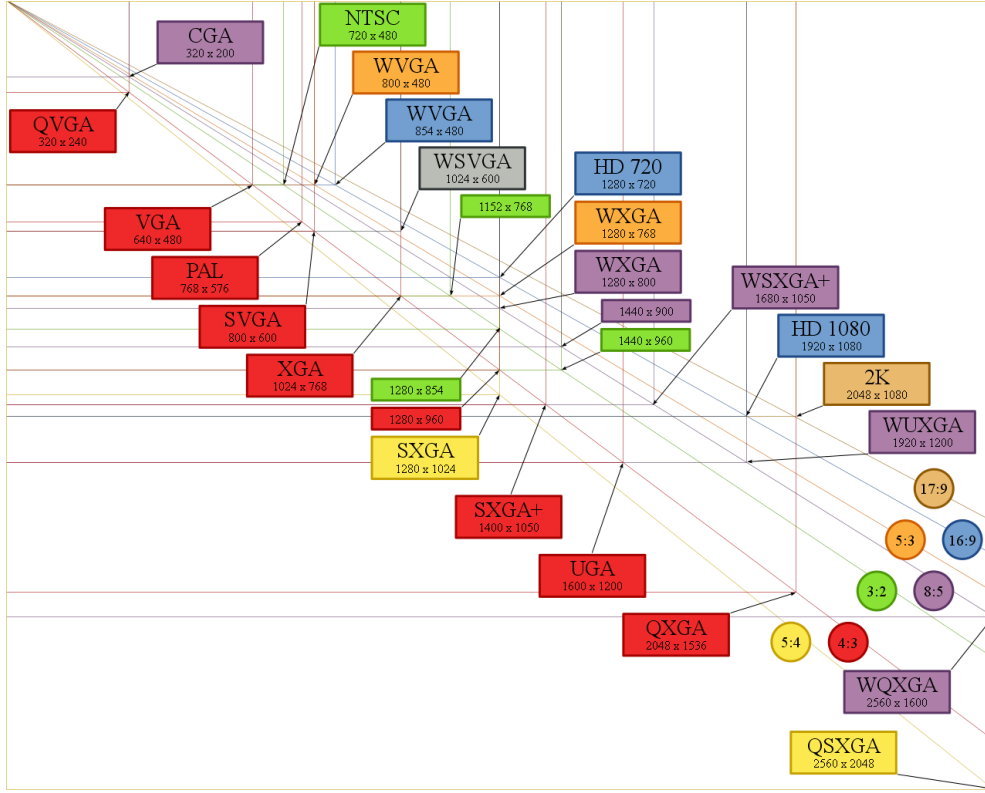


FIGURE 1.14 – Définitions, formats et normes d'affichage. Chaque ratio largeur sur hauteur est représenté dans une couleur différente.

Taille du pixel La taille du pixel correspond aux dimensions de l'élément photosensible élémentaire du capteur. Elle influe donc sur la résolution spatiale des capteurs : pour une *définition* donnée, augmenter la *résolution* revient à diminuer la taille du pixel. D'autre part pour une définition et une résolution données, diminuer la taille du pixel revient à diminuer le prix de revient de la puce qui est généralement proportionnel à la surface de silicium utilisé.

1.3.1.2 Angle de vue et profondeur de champ

Le Nombre d'Ouverture (F/D) Un système optique est dit très *ouvert* lorsque sa pupille de sortie est vue sous un grand angle solide depuis la lucarne de sortie (on considère que le diaphragme de champ est dans le plan image). Pour caractériser l'ouverture d'un système, on utilise au choix l'un ou l'autre de ces deux paramètres : *ouverture numérique* ou *nombre d'ouverture* exprimés soit dans l'espace objet soit dans l'espace image.

L'ouverture numérique (ON) est le produit de l'indice de réfraction du milieu par le sinus de l'angle d'ouverture, noté α'_0 . Ce paramètre est le plus souvent utilisé pour caractériser les objectifs de microscopes ou les fibres optiques.

Pour les capteurs d'images numériques, on utilisera plus volontiers le second paramètre noté nombre d'ouverture (NO). Pour un système optique aplanétique et à ouverture nominale on montre que le nombre d'ouverture, également désigné f-number ou $f\#$ en anglais, correspond au rapport entre la focale effective f et le diamètre D de la pupille de sortie (Eq. 1.6) [9].

$$NO = \frac{1}{2 \sin \alpha'_0} = \frac{f}{D} \quad (1.6)$$

Lorsqu'un système est *ouvert* à f/N , cela signifie que sa focale est égale à N fois le diamètre de sa pupille de sortie. Un système plus ouvert, *i.e.* correspondant à des f/D plus petits, laissera rentrer plus de lumière sur le capteur suivant une loi inversement proportionnelle au carré du f/D [10].

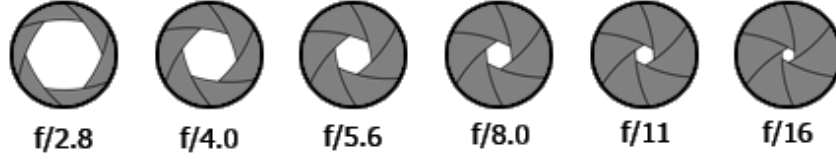


FIGURE 1.15 – Nombres d'Ouverture classiques

La Figure 1.15 exprime les ordres de grandeurs classiques de l'ouverture numérique d'un capteur d'image. Pour le marché des capteurs d'images, afin de compenser la perte de sensibilité liée à la réduction de la taille des pixels, la tendance est à la diminution du paramètre f/D au détriment des aberrations optiques qu'il conviendra de corriger [11]. Les capteurs d'images de STMicroelectronics décrits dans ce mémoire auront la plupart du temps un f/D de 2,8, ce qui avec l'effet du rayon principal peut entraîner des angles d'incidence allant jusqu'à 30° ou 40° en bord de matrice suivant la taille de celle-ci.

La Profondeur de Champ En photographie, la profondeur de champ correspond à la zone de l'espace dans laquelle la scène observée est nette sur l'image. La profondeur de champ est reliée à la taille du pixel et au nombre d'ouverture défini dans le paragraphe précédent : plus NO est petit (système ouvert), plus la profondeur de champ diminue.

Angle de vue En photographie, l'angle de vue (appelé également *FOV* de l'anglais « Field Of View ») correspond à l'angle θ qui délimite le champ couvert par l'objectif du capteur. Ce paramètre dépend de la focale de la lentille principale f et des dimensions de la matrice de pixels. Dans le cas d'une lentille mince et dans l'approximation de Gauss, pour la diagonale L de la matrice, l'angle de vue θ_{diag} est donné par l'Equation 1.7

$$\theta_{diag} = 2 \tan^{-1} \left(\frac{L}{2f} \right) \quad (1.7)$$

1.3.2 Paramètres électro-optiques

1.3.2.1 Facteur de conversion charge-tension

Le facteur de conversion γ d'un pixel est défini comme la quantité de signal électrique utile mesuré en sortie de pixel fournie par une charge stockée dans le pixel et s'exprime donc généralement en microvolt par électron (ou trou). Pour un pixel 4T (ou à fortiori 1T75), le facteur de conversion est inversement proportionnel à la capacité de la diode de lecture.

La mesure du facteur de conversion est basée sur une méthode statistique de mesure. En effet, la génération de paires électrons/trous dans le semi-conducteur est un mécanisme aléatoire (causée par un photon incident ou bien par des fluctuations thermiques), et suit la loi statistique de Poisson. Cette loi exprime l'écart-type σ en fonction de la valeur moyenne μ selon la relation suivante (Eq 1.8) :

$$\sigma = \sqrt{\mu} \quad (1.8)$$

Le photodétecteur collecte des électrons (ou trous) avec un certain rendement quantique, noté η . Le nombre moyen de charges stockées est donc : $N_q = \eta \cdot N_{ph}$, N_{ph} étant le nombre moyen de photons collectés. La photo-génération suivant la loi statistique de Poisson, l'écart type s'exprime donc selon la relation suivante : $\sigma_q = \sqrt{N_q} = \sqrt{\eta \cdot N_{ph}}$. La valeur moyenne et l'écart-type de la tension mesurée en sortie de pixel sont proportionnels au nombre d'électrons collectés, avec γ comme facteur de proportionnalité :

$$\mu_V = \gamma \mu_q = \gamma N_q \quad (1.9)$$

$$\sigma_V = \gamma \sigma_q = \gamma \sqrt{N_q} \quad (1.10)$$

A partir des équations 1.9 et 1.10, le facteur de conversion s'exprime alors :

$$\gamma = \frac{\sigma_V^2}{\mu_V} \quad (1.11)$$

Le facteur de conversion γ est alors obtenu par régression linéaire de la courbe $\sigma_V^2 = \gamma \cdot \mu_V$ mesurée à différents niveaux de signal.

1.3.2.2 Charge à saturation

La charge à saturation d'un pixel est définie comme la quantité maximale de charges pouvant être stockée dans un pixel. Lorsque la taille du pixel diminue, la charge à saturation diminue également. Cette grandeur est importante car elle est directement reliée au calcul de la dynamique (section 1.3.4.3). Elle est déduite à partir du signal de sortie du pixel à saturation et du facteur de conversion charge-tension.

1.3.2.3 Sensibilité

La sensibilité S d'un capteur d'images est définie comme la quantité de signal en sortie de pixel pour une illumination donnée et par unité de temps de pose. Elle s'exprime en Volt par lux par seconde ($V \cdot lux^{-1} \cdot s^{-1}$) ou en charge par lux et par seconde ($e^- \cdot lux^{-1} \cdot s^{-1}$). Elle peut être extraite à partir du rendement quantique (section 1.3.2.4) selon l'équation 1.12 ou bien mesurée directement sous un illuminant donné. Soit le plan couleur $i = R, G_R, G_B, B$ pour un Bayer :

$$S_i = \frac{A_{pix}^2}{hc} \frac{\int_{\lambda} I(\lambda) \cdot QE_i(\lambda) \cdot \lambda d\lambda}{\int_{\lambda} I(\lambda) \cdot V_{obs}(\lambda) d\lambda} \quad (1.12)$$

avec A_{pix} le pas de répétition du pixel (en m), h la constante de Planck (en $J \cdot s$), c la vitesse de la lumière (en $m \cdot s^{-1}$), I le spectre de l'illuminant, QE le rendement quantique, λ la longueur d'onde (en m) et V_{obs} la courbe d'efficacité lumineuse de l'œil humain (section 2.3.3.1).

1.3.2.4 Rendement quantique

Le Rendement Quantique ou QE (de l'anglais « Quantum Efficiency ») est un des paramètres essentiels pour les capteurs d'images et en particulier au coeur de ce manuscrit. Il correspond au rapport entre le nombre d'électrons collectés sur le nombre de photons incidents, en fonction de la longueur d'onde du flux de photons incident. C'est donc le facteur clef pour évaluer toutes les pertes de signal pouvant survenir sur tout le spectre. Il est exprimé pour chaque plan couleur $i = R, G_R, G_B, B$ pour un motif de Bayer, en fonction de la longueur d'onde mais aussi en fonction de l'angle d'incidence du flux.

Le Réponse Spectrale, notée SR (de l'anglais « Spectral Response ») en $V \cdot m^2 \cdot J^{-1}$ est extraite pour chaque longueur d'onde λ et chaque angle d'incidence θ en divisant le signal de sortie du pixel, V_{pix} (en V) par la valeur de l'éclairement E_{λ} (en $W \cdot m^{-2}$) et par le temps d'intégration T_{int} (en s) tel que pour chaque plan couleur i :

$$SR_i(\lambda, \theta) = \frac{V_{pix}(\lambda, \theta)}{T_{int} \cdot E_{\lambda}(\lambda, \theta)} \quad (1.13)$$

Le rendement quantique QE (en %) est alors obtenu en multipliant la réponse spectrale SR par l'énergie photonique hc/λ (en J) divisée par la surface du pixel A_{pix}^2 (en m^2) et le facteur de conversion γ (en V/e^-) tel que :

$$QE_i(\lambda, \theta) = 100 \cdot \frac{SR_i(\lambda, \theta) \cdot hc}{\lambda \cdot A_{pix}^2 \cdot \gamma} \quad (1.14)$$

La méthode de caractérisation du rendement quantique sur l'axe et hors d'axe (angle d'incidence non nul) fera l'objet d'un paragraphe détaillé dans le Chapitre 3.

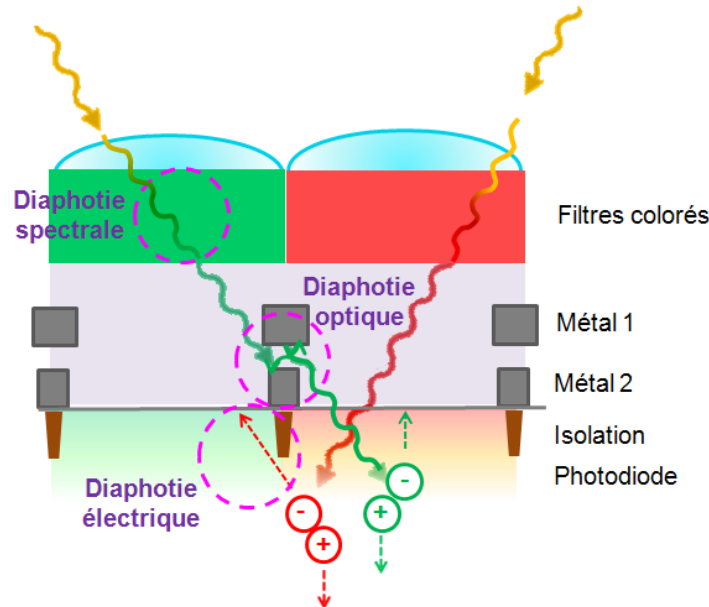


FIGURE 1.16 – Schéma des contributions spectrale, optique et électrique de la diaphotie

1.3.2.5 Diaphotie

On appelle diaphotie (ou « cross-talk » en anglais) le signal parasite provenant d'un pixel voisin venant perturber le signal du pixel étudié. Ce phénomène nuit fortement aux performances globales d'un capteur d'images car il diminue le rendement quantique (une partie du signal destiné à un pixel est perdu vers ces voisins) et il dégrade la séparation des couleurs (ce signal parasite va contribuer au signal du pixel voisin n'ayant pas la même couleur). Il sera donc nécessaire de corriger plus fortement les couleurs lors de la reconstruction ce qui entraîne une augmentation du bruit sur l'image finale.

Cette diaphotie peut avoir plusieurs origines que l'on peut classer selon trois composantes, schématisées figure 1.16 :

- La diaphotie spectrale est due à l'imperfection des filtres colorés : un filtre rouge par exemple ne bloquera que partiellement la lumière verte. Cette composante peut être limitée par l'optimisation des gabarits des résines colorées (section 4).
- La diaphotie optique est due aux diverses réflexions et diffractons à l'intérieur de l'empilement optique du capteur, en particulier les réflexions entre les lignes de métaux, qui peuvent amener des photons d'une certaine couleur vers le pixel voisin.
- Enfin la diaphotie électrique a lieu dans le silicium une fois les photons convertis en électrons. Ceux-ci doivent en effet diffuser vers la Zone de Charge d'Espace de la photodiode correspondante où ils seront collectés mais certains porteurs peuvent diffuser vers la photodiode du pixel voisin et participer au courant de sortie de ce dernier. Cette diaphotie augmente avec la longueur d'onde car les électrons seront générés jusqu'à une profondeur plus grande. Ainsi un pixel rouge sera plus susceptible d'avoir de la diaphotie d'origine électrique qu'un pixel bleu. Enfin, cette diaphotie est susceptible d'augmenter également dans le contexte de miniaturisation des pixels lorsque la taille de la photodiode devient inférieure au libre parcours moyen des électrons dans le substrat.

Ce phénomène de diaphotie est également plus critique pour les pixels situés en bord de matrice, car les angles d'incidences des photons arrivant sur le capteur sont de plus en plus importants. Cet effet sera étudié dans le chapitre 5.

1.3.3 Bruit et non-uniformité

Le terme de bruit est utilisé pour désigner tout signal aléatoire non désiré mais présent dans le système. Il détermine le plus faible niveau d'éclairement détectable par le capteur et est donc

un facteur clef des performances du capteur en terme de rapport signal à bruit ou de dynamique (section 1.3.4). Les sources de bruit sont généralement scindées en deux catégories : le bruit temporel, qui entraîne une variation du signal d'un même pixel entre deux images successives sous illumination constante, et le bruit spatial qui représente les non-uniformités de pixel à pixel.

1.3.3.1 Bruit temporel

Le bruit temporel est un bruit aléatoire décrit par des distributions statistiques et qui peut être réduit en moyennant plusieurs acquisitions d'images réalisées sous des conditions de fonctionnement identiques. Les principales sources de bruit temporel rencontrées dans les capteurs d'images CMOS sont :

- le bruit de grenaille photonique (« photon shot noise ») noté σ_{Photon} (en e^-), dû à la nature corpusculaire de la radiation qui entraîne une arrivée aléatoire de photons suivant une loi de Poisson. L'écart-type de cette variable aléatoire est donc proportionnel à la racine carrée du signal *i.e* le nombre d'électrons générés par les photons incidents :

$$\sigma_{Ph} = \sqrt{Signal} \quad (1.15)$$

- le bruit de grenaille de courant d'obscurité (« dark current shot noise » ou DCSN) noté $\sigma_{Obscurité}$ (en e^-), correspond à la variation statistique du courant d'obscurité. Cette génération thermique de porteurs peut être modélisée par une variable aléatoire suivant une loi de Poisson de moyenne μ et d'écart-type $\sqrt{\mu}$ tel que :

$$\sigma_{Obscurité} = \sqrt{\frac{I_{Obscurité} \cdot t_{int}}{q}} \quad (1.16)$$

avec $I_{Obscurité}$ le courant d'obscurité (en e^-/s), t_{int} le temps d'intégration (en s) et q la charge élémentaire (en C) ;

- le bruit résultant de la lecture du signal (« Readout noise »). Ce bruit prend en compte plusieurs types de bruits tels que le bruit en ligne, en colonne, ou le bruit « en $1/f$ ».
- et le bruit de quantification (« quantization noise »), dû à la conversion Analogique/Numérique qui est fixé par le bit de poids faible ou LSB de l'anglais « Least Significant Bit » :

$$\sigma_{Quantification} = \frac{LSB}{\sqrt{12}} \quad (1.17)$$

1.3.3.2 Bruit spatial

Le bruit spatial est un bruit fixe selon l'échelle de temps et fortement dépendant de la technologie utilisée. Il est possible de distinguer deux composantes à ce type de bruit :

- le bruit spatial fixe dans l'obscurité (« Dark Fixed Pattern Noise » ou « Dark FPN ») que l'on nommera également DSNU (« Dark Signal Non Uniformity »), qui représente les variations du signal dans l'obscurité de pixel à pixel. Ce bruit est lié aux non-uniformités de réponse de courant d'obscurité ainsi qu'aux variations spatiales de la largeur ou de la longueur de la grille des transistors des pixels et à leur tension de seuil. D'autre part, nous pouvons également souligner la présence de bruit en colonne (« FPN colonne ») dû à des variations du convertisseur en colonne ainsi que de bruit en ligne (« FPN ligne ») dû à des dispersions des lignes de commandes des transistors de lecture, réinitialisation ou grille de transfert. On pourra noter que ces deux types de bruit ont un impact beaucoup plus fort sur la perception du bruit qu'un bruit uniformément réparti sur l'image ;
- et le bruit spatial fixe sous illumination (« Photo Response Non Uniformity » ou PRNU) qui représente toutes les disparités d'un pixel à un autre liées aux procédés de fabrication. Il est exprimé comme un écart relatif des réponses de chaque pixel et s'exprime en pourcentage.

Le lecteur pourra se référer à la thèse d'Arnaud Tournier [12] ou au mémoire de master de Ryan Gow [13] ou encore à Abbas El Gamal [14] pour plus de précisions sur les différentes sources de bruit présentes dans le capteur.

1.3.4 Paramètres de performances globales

1.3.4.1 Éclairement relatif et uniformité

Le rayon principal dans un module ou CRA (de l'anglais « Chief Ray Angle ») est défini comme étant le rayon lumineux passant par le centre de la pupille de sortie de l'objectif et par le centre de la microlentille du pixel d'intérêt. On peut donc définir les pixels situés sur l'axe ($CRA = 0^\circ$) et les pixels situés hors d'axe ayant un CRA non-nul. L'éclairement relatif ou RI (de l'anglais « Relative Illumination ») mesuré en fonction du CRA, donne les performances hors d'axe du capteur lorsqu'il est implémenté dans un module. Il est défini comme le rapport entre la sensibilité du pixel d'intérêt à un CRA noté θ donné sur la sensibilité du pixel sur l'axe (incidence normale). Il est calculé pour chaque plan couleur $i = R, G_R, G_B, B$ pour un motif de Bayer selon l'équation suivante (d'après l'Eq. 1.12) :

$$RI_i(\theta) = \frac{\int_{\lambda} I(\lambda) \cdot QE_i(\lambda, \theta) \cdot \lambda d\lambda}{\int_{\lambda} I(\lambda) \cdot QE_i(\lambda, 0) \cdot \lambda d\lambda} \quad (1.18)$$

avec I le spectre de l'illuminant, QE le rendement quantique et λ la longueur d'onde.

A partir de l'éclairement relatif, il est possible de définir des indicateurs de l'uniformité de la couleur sur le capteur après balance des blancs. Ces indicateurs de variation des couleurs appelés « Colour Tilt » sont calculés pour chaque plan couleur $i = R, G_R, G_B, B$ tel que :

$$\begin{aligned} CT_R &= \frac{RI_R(\theta) - RI_G(\theta)}{RI_G(\theta)} \\ CT_{G_R} &= \frac{RI_{G_R}(\theta) - RI_G(\theta)}{RI_G(\theta)} \\ CT_{G_B} &= \frac{RI_{G_B}(\theta) - RI_G(\theta)}{RI_G(\theta)} \\ CT_B &= \frac{RI_B(\theta) - RI_G(\theta)}{RI_G(\theta)} \end{aligned} \quad (1.19)$$

avec

$$RI_G(\theta) = \frac{1}{2}(RI_{G_R}(\theta) + RI_{G_B}(\theta)) \quad (1.20)$$

1.3.4.2 Rapport Signal-à-Bruit

Le Rapport Signal à Bruit (RSB) du capteur noté couramment SNR (de l'anglais « Signal-to-Noise Ratio ») est défini comme le rapport entre le signal utile et le bruit total pour un niveau d'illumination donné. Il peut s'exprimer en ratio ou bien en dB. Le SNR logarithmique pour chaque couleur $i = R, G_R, G_B, B$ est donné par :

$$SNR_{i(dB)} = 20 \cdot \log \left(\frac{S_i}{N_i} \right) \quad (1.21)$$

Ce paramètre sera plus longuement détaillé et débattu dans le chapitre 2. En effet, on verra au cours de ce manuscrit qu'il n'est pas nécessairement représentatif du bruit réellement perçu par l'œil humain sur une image. Il sera donc nécessaire de lui trouver une alternative nommée *bruit visuel*.

1.3.4.3 Dynamique du pixel

La dynamique du pixel notée DR (de l'anglais « Dynamic Range ») est définie comme le rapport entre le signal maximum et minimum détectable (Eq. 1.22).

$$DR_{(dB)} = 20 \cdot \log \left(\frac{S_{Max}}{N_F} \right) \quad (1.22)$$

Le signal maximum S_{Max} est directement lié à la charge à saturation de la photodiode (quantité maximale de charges stockées dans un pixel) alors que le signal minimum est lié au bruit du capteur, en particulier le bruit de plancher du pixel N_F . La dynamique s'exprime en décibels et définit la plage d'utilisation du capteur, schématisée figure 1.17.

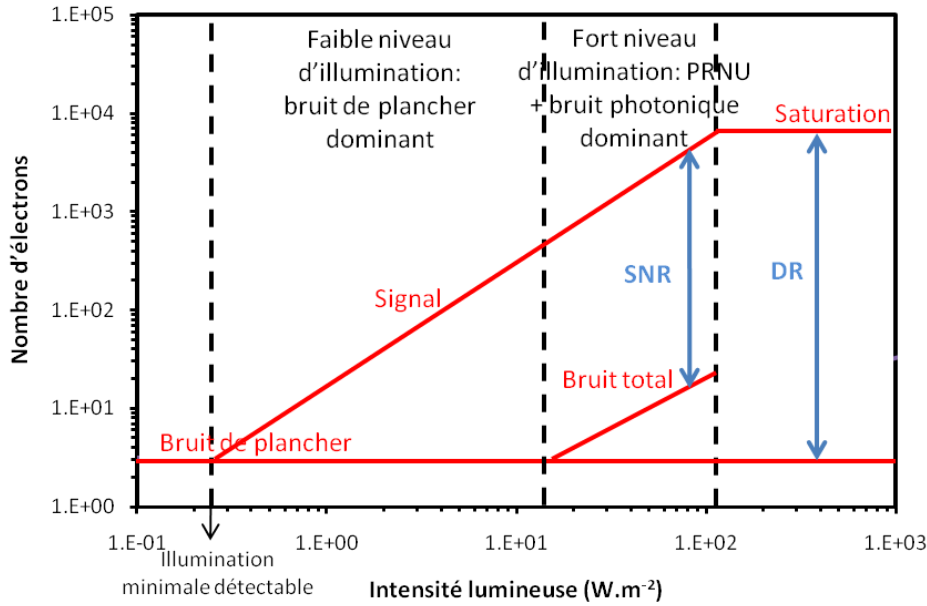


FIGURE 1.17 – Représentation schématique du Rapport Signal à Bruit (SNR) et de la dynamique (DR) [12]

1.4 Problématiques liées à la miniaturisation

1.4.1 Les tendances du marché des capteurs d'images

De nos jours, le marché des capteurs d'images pour la téléphonie mobile est un marché extrêmement compétitif en raison de son volume. En effet, avec presque un milliard de ventes de capteurs d'images prévues pour 2011 (Source : BetaNews), le marché représente entre 2 et 3 millions de capteurs par jour ! Les deux tendances très fortes de ce marché sont la réduction du prix ainsi que la miniaturisation [15]. En effet, la miniaturisation est d'une part un moyen de réduire les coûts en permettant d'intégrer plus de puces pour une surface de silicium donnée, mais d'autre part c'est un argument marketing très fort lié à la demande des clients concernant la définition du capteur d'image reliée à la *course aux Mégapixels*.

1.4.2 Miniaturisation à qualité d'image identique

La miniaturisation des capteurs d'images concerne plusieurs aspects.

La miniaturisation est tout d'abord assurée par la diminution rapide des tailles des pixels de génération en génération, cette diminution étant entre autres rendue possible par le partage des transistors de lecture du pixel entre plusieurs photodiodes (section 1.2.2) [12]. Les pixels les plus petits actuellement en production à STMicroelectronics atteignent une taille de $1.4\mu\text{m}$, le nœud technologique suivant à $1.1\mu\text{m}$ étant en cours de développement (Fig. 1.18). Cependant, cette miniaturisation se heurte aux performances du pixel comme le démontre le Tableau 1.2 d'après Theuwissen [16].

On cherche également à diminuer la taille du module complet, et notamment selon l'axe optique en réduisant la focale de la lentille. Selon les capteurs, les diamètres des lentilles sont compris entre 1 et 5mm et leurs focales de 1 à 10nm, entraînant des ouvertures de $f/2.4$ à $f/3$. La réduction de la focale à diamètre identique entraînera donc des systèmes plus ouverts et donc des angles d'incidence plus élevés. Des systèmes plus ouverts permettent également de compenser la diminution de la sensibilité due à la diminution de la taille du pixel mais la contrepartie étant un coût plus élevé et une augmentation des aberrations optiques. Une augmentation des angles d'incidence dégrade les performances des pixels hors d'axe situés en bord de matrice, notamment en terme de rendement quantique et de diaphotie, ce qui a pour effet de dégrader

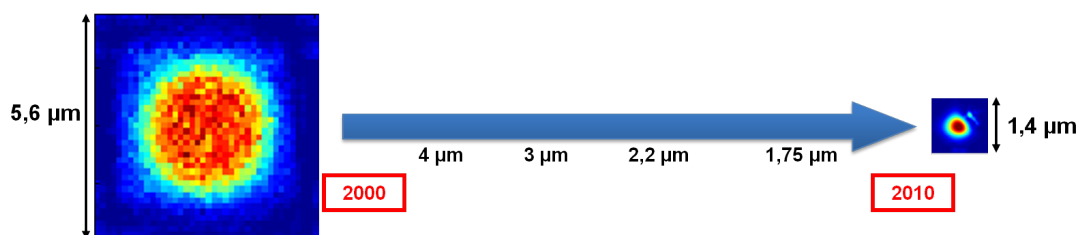


FIGURE 1.18 – Evolution de la taille des différentes générations de pixels en production de 2000 à 2010 [17].

TABLE 1.2 – ÉVOLUTION DES DIFFÉRENTS PARAMÈTRES LORSQUE LE PIXEL EST RÉDUIT D'UN FACTEUR k (À DOPAGE CONSTANT ET NOMBRE DE PIXELS DE LA MATRICE CONSTANT) [16]

Paramètre	Facteur
Pas du pixel	$\sim 1/k$
Surface d'un pixel	$\sim 1/k^2$
Surface de la puce	$\sim 1/k^2$
Coût de la puce	$\sim 1/k^2$
Charge à saturation	$\sim 1/k^2$
Rapport Signal à Bruit (SNR)	$\sim k$
Dynamique (DR)	$\sim k^2$

l'uniformité de l'image (effet de *color shading*). Enfin, la diminution des dimensions du capteur va engendrer plus de diffraction au sein des pixels ce qui a pour conséquence de dégrader le rendement quantique et d'augmenter la diaphotie, y compris pour les pixels situés sur l'axe optique *i.e* une dégradation du rapport signal à bruit et du rendu des couleurs.

Cependant, la miniaturisation ne doit pas se faire aux dépens de la qualité de l'image, l'utilisateur attendant des modules plus petits avec au minimum la même qualité [5, 18]. Il sera donc nécessaire de compenser les effets dus à la miniaturisation afin de prétendre à une qualité d'image au moins identique.

1.5 Conclusion : L'intérêt de l'optimisation de la reconstruction couleur

Après avoir présenté le fonctionnement général des capteurs d'images CMOS et passé en revue leurs principales spécifications, nous avons vu que la miniaturisation actuelle des capteurs rend nécessaire des solutions innovantes permettant de pallier la perte de sensibilité, la dégradation du rendement quantique ou l'augmentation de la diaphotie.

Différentes pistes peuvent être explorées afin d'augmenter la performance des pixels de plus en plus petits [19]. La technologie BSI (Back Side Illumination) en est un exemple [20]. Cette technologie permet de gagner en sensibilité en augmentant le facteur de remplissage du pixel. D'autres solutions peuvent être trouvées en terme de conception de pixel afin d'augmenter par exemple le facteur de conversion, d'améliorer l'isolation des pixels afin de limiter le phénomène de diaphotie ou bien encore de développer un pixel à tranchées profondes capacitatives (CDTI) associé à une grille de transfert verticale [21]. Parallèlement, afin de modéliser et optimiser les performances des capteurs d'images, une méthodologie utilisant des outils de simulation optique a été développée à STMicroelectronics lors de précédentes thèses [17, 22].

L'objet de ce manuscrit est de trouver un moyen d'améliorer les performances du capteur dans un contexte de miniaturisation en jouant sur l'optimisation de la reconstruction couleur. Ceci peut être réalisé à plusieurs niveaux :

- au niveau des filtres colorés. L'optimisation de la réponse spectrale des résines colorées utilisées pour le filtrage des couleurs pourra permettre de réduire l'impact de la composante spectrale de la diaphotie et d'augmenter la sensibilité du pixel (chapitre 4) ;

- au niveau du *post-processing*. L'optimisation de la matrice de correction des couleurs pourra permettre de trouver la correction optimale à appliquer afin d'avoir un compromis entre le rapport signal à bruit et le rendu des couleurs (chapitre 4) ;
- enfin, d'autres pistes innovantes pourront être explorées dans les perspectives comme des motifs panchromatiques en vue de remplacer le motif de Bayer (chapitre 6).

Cependant, la première étape est de trouver un moyen objectif et fiable de juger les améliorations apportées. Pour cela, un outil de simulateur d'images nommé IQE Tool pour Image Quality Evaluation Tool, a été développé sous Matlab afin de quantifier les performances du capteur sur des images simulées (chapitre 3). Un travail a également été réalisé sur la recherche d'indicateurs permettant de quantifier le bruit visuel sur une image. Le chapitre 2 détaille les modèles de perception de l'œil humain et présente un état de l'art des indicateurs de bruits qui ont été développés et utilisés au cours de cette thèse.

Chapitre 2

Modèle de perception de la couleur et du bruit

Dans ce chapitre, nous présenterons les bases d'un modèle de perception des couleurs et du bruit. Pour cela, nous introduirons les principes de la perception de la couleur puis les bases de la colorimétrie [23, 24]. Par la suite, nous détaillerons les modèles de perception mis en œuvre pour simuler la réponse du Système Visuel Humain (SVH) et en particulier nous définirons les modèles de perception des couleurs (CAM de l'anglais « Color Appearance Model »). Puis, nous utiliserons ces connaissances pour discuter d'un indicateur de bruit visuel afin de juger du niveau de bruit perçu sur une image par l'œil humain en fonction des conditions de visualisation. Enfin, nous conclurons sur l'intérêt d'un simulateur d'images dans cette problématique d'évaluation de la qualité d'une image.

2.1 Introduction : radiométrie et photométrie

La radiométrie, selon le vocabulaire international de l'éclairage, est la science qui concerne la « mesure des grandeurs relatives à l'énergie rayonnante ». Dans son sens plus commun, la radiométrie concerne les radiations de longueurs d'onde comprises entre 100 et 2500 nm environ. La photométrie traite des mesures d'énergie rayonnant dans la zone visible du spectre électromagnétique *i.e* perceptible par l'œil humain. On considérera que cette zone sera comprise entre 380 et 780 nm (Fig. 2.1). La définition de la photométrie est la « mesure des grandeurs se rapportant au rayonnement tel qu'il est évalué selon une fonction d'efficacité lumineuse relative spectrale donnée ».

On peut définir quelques grandeurs, résumées dans le tableau 2.1, qui seront utilisées par la suite :

Flux Le flux, noté Φ , correspond à une puissance émise par une source, ou transmise par un milieu de propagation, ou encore reçue par une surface sous forme de rayonnement par unité de temps. Il est exprimé en Watts ou bien en Lumen si on considère un flux lumineux.

Intensité L'intensité I d'un émetteur dans une direction donnée est le flux qu'il émet par unité d'angle solide (noté Ω) dans la direction considérée.

$$I = \frac{d\Phi}{d\Omega} \quad (2.1)$$

On rappelle que l'angle solide sous lequel un objet est vu depuis un point d'observation O est le rapport entre l'aire $\Sigma(d)$ de la projection conique du contour apparent de cet objet sur une sphère centrée en O, par le carré du rayon de la sphère tel que :

$$\Omega = \frac{\Sigma(d)}{d^2} \quad (2.2)$$

L'intensité est exprimée en $W \cdot sr^{-1}$ ou bien en Candela si l'on considère un flux lumineux.

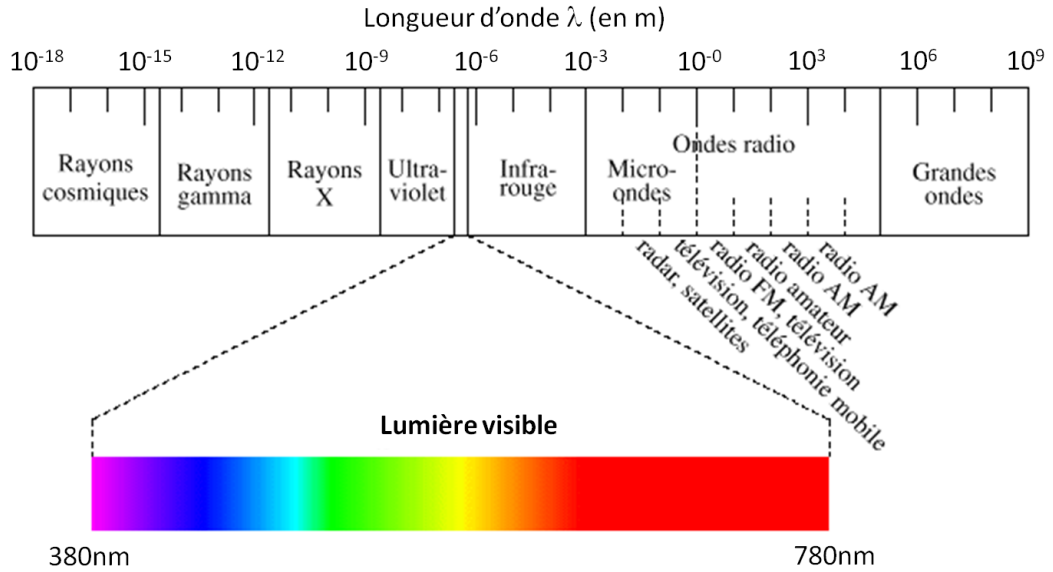


FIGURE 2.1 – Spectre électromagnétique.

TABLE 2.1 – GRANDEURS ÉNERGÉTIQUES ET LUMINEUSES.

Grandeur	Définition	Unités énergétiques	Unités lumineuses
Flux	$\Phi = \frac{d\mathcal{P}}{dt}$	W	lm
Intensité	$I = \frac{d\Phi}{d\Omega}$	$W \cdot sr^{-1}$	cd
Luminance	$L = \frac{d\Phi}{dA \cdot \cos \theta \cdot d\Omega}$	$W \cdot m^{-2} \cdot sr^{-1}$	$cd \cdot m^{-2}$
Exitance	$M = \frac{d\Phi}{dA_S}$	$W \cdot m^{-2}$	$lm \cdot m^{-2}$
Eclairement	$E = \frac{d\Phi}{dA_R}$	$W \cdot m^{-2}$	lux
Quantité de lumière	$\mathcal{F} = \int_{\Delta t} \Phi(t) dt$	J	$lm \cdot s$
Exposition (Fluence)	$\mathcal{E} = \int_{\Delta t} E(t) dt$	$J \cdot m^{-2}$	$lm \cdot s \cdot m^{-2}$

Luminance Dans le paragraphe précédent, on a pu noter que la notion d'intensité ne donnait pas accès à la répartition spatiale des émetteurs sur la source. La luminance L correspond au flux transmis par un élément de surface dA se propageant dans une direction donnée définie par un cône élémentaire :

$$L = \frac{d\Phi}{dA_S \cdot \cos \theta_S \cdot d\Omega_S} \quad (2.3)$$

avec $d\Phi$ le flux transmis par un faisceau élémentaire passant un l'élément de surface dA_S et rayonné dans l'angle solide élémentaire $d\Omega_S$; et θ_S l'angle entre la normale à la surface dA_S et la direction du faisceau. La luminance énergétique est exprimée en $W \cdot m^{-2} \cdot sr^{-1}$ (« Radiance » en anglais) ou bien en $cd \cdot m^{-2}$ si on considère un flux lumineux (« Luminance » en anglais).

Exitance L'exitance M d'une surface émissive en un point est le flux émis $d\Phi$ dans un demi-espace par unité de surface dA_S de la surface émissive centrée en ce point.

$$M = \frac{d\Phi}{dA_S} \quad (2.4)$$

Elle s'exprime en $W \cdot m^{-2}$ (ou en $lm \cdot m^{-2}$).

Éclairement L'éclairement E d'un plan en un point donné est le flux incident $d\Phi$ par unité de surface dA_R de ce plan au point considéré,

$$E = \frac{d\Phi}{dA_R} \quad (2.5)$$

Il s'exprime en $W \cdot m^{-2}$ (« Irradiance » en anglais) (ou en $lm \cdot m^{-2}$, « Illuminance » en anglais).

Quantité de lumière La quantité de lumière \mathcal{F} délivrée par un rayonnement de flux $\Phi(t)$ pendant une durée $\Delta t = t_2 - t_1$ est l'intégrale de ce flux sur la durée Δt :

$$\mathcal{F} = \int_{t_1}^{t_2} \Phi(t) dt \quad (2.6)$$

Cette quantité de lumière correspond à un nombre de photons et est exprimée en Joule (ou en $lm \cdot s$).

Exposition (ou Fluence) L'exposition \mathcal{E} d'une surface pendant une durée Δt est l'intégrale de son éclairement $E(t)$ pendant cette durée :

$$\mathcal{E} = \int_{\Delta t} E(t) dt \quad (2.7)$$

On parle plutôt de fluence si l'éclairement considéré est un éclairement énergétique (en $J \cdot m^{-2}$) sinon on parlera d'exposition en $lm \cdot s \cdot m^{-2}$.

Le tableau 2.1 résume les principales unités radiophotométriques du Système International que l'on doit employer pour quantifier les grandeurs énergétiques et lumineuses d'un rayonnement optique.

2.2 Perception de la couleur

La notion de couleur est intuitive et est utile afin d'identifier les objets dans la vie courante ; mais il ne peut être question de couleur sans source de lumière (soleil, lumière émise par une lampe,...). Le plus souvent, la couleur semble être une propriété de la surface des objets (un gazon vert par exemple) ; plus rarement elle est reliée à un volume (rouge d'un verre de vin) et encore plus rarement elle apparaît comme une caractéristique de la lumière émise par certaines sources (diode électroluminescente, lumière jaune du sodium...).

La perception de la couleur résulte de l'interaction de trois composantes (Fig. 2.2) :

- le rayonnement de la source lumineuse (répartition spectrale) ;
- les objets de notre univers physique et leurs propriétés intrinsèques ;
- enfin, l'observateur ou plus précisément ses récepteurs (œil) ainsi que le système de traitement de l'information (cerveau).

Là où les physiiciens tendent vers une réalité objective des lois physiques, la couleur, elle, est indissociable de l'observateur. En effet, la couleur est la perception que nous avons des différentes longueurs d'onde qui constituent la lumière visible. Deux personnes différentes n'auront pas la même perception colorée, ce qui fait de la couleur une expérience psychologique très personnelle et subjective. Cette perception des couleurs dépend de l'âge, du sexe, de l'environnement et de la culture personnelle sans parler des particularités des récepteurs tels que le daltonisme. Par exemple, avec l'âge, le vieillissement de la cornée va jouer le rôle d'un filtre légèrement jaune qui va pousser l'observateur à rechercher plutôt des blancs bleutés comme référence de blanc absolu. On peut donc mesurer tout le défi qui consiste à évaluer la couleur de manière chiffrée : c'est le rôle de la colorimétrie, la science de la mesure de la couleur.

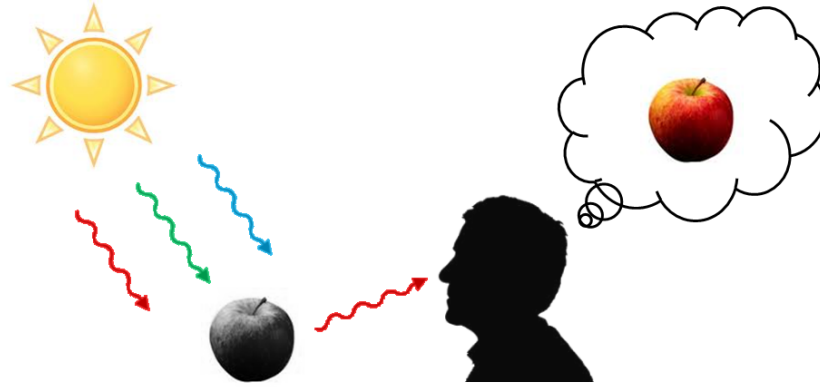


FIGURE 2.2 – La perception de la couleur résulte de l'interaction de trois composantes : la source lumineuse, l'objet et l'observateur.

2.2.1 Les sources de lumière

Pour qu'un objet soit perçu par l'œil, il faut une source lumineuse qui rayonne de l'énergie dans le spectre du visible *i.e* dont la longueur d'onde est comprise entre 380 et 780nm. Cette source peut être soit naturelle comme la lumière du soleil, ou bien artificielle. Toute lumière est composée de radiations spectrales dont les proportions changent avec le type de lumière, ce qui procure une grande variété de couleurs. Ainsi, la sensation de blanc produite par la lumière solaire correspond à une répartition spectrale de rayonnement à peu près uniforme. Cette sensation vire au blanc-jaune pour un œil préalablement adapté à la lumière *blanche* du jour dans le cas d'une lampe à incandescence, plus riche en radiations rouges qu'en bleues. Physiquement, les diverses sources de lumières se distinguent entre elles par leur densité spectrale d'énergie rayonnante, exprimée en fonction de la longueur d'onde.

Pour pouvoir travailler sur les couleurs et obtenir des résultats prédictibles et répétables, la Commission Internationale de l'Eclairage (CIE) a défini des sources d'éclairage de référence, appelés illuminants.

2.2.1.1 Corps noir

C'est en 1900 que Planck élabora l'étude expérimentale et théorique du rayonnement des corps chauffés. Un corps noir est un radiateur thermique idéal qui absorbe complètement toutes les radiations incidentes quelles que soient leur longueur d'onde, leur direction et leur état de polarisation. Étant à l'équilibre thermodynamique, il transforme la totalité du flux absorbé en chaleur, qui est alors émise sous forme de rayonnement électromagnétique. La relation suivante, appelée loi de Planck, permet d'exprimer la luminance énergétique spectrale, $L_{e,\lambda}(\lambda, T)$ en $(W/(m^2 \cdot sr))$, en fonction de la longueur d'onde λ (en m) et de la température T du corps noir (en K) dans un milieu d'indice n (Fig. 2.3) :

$$L_{e,\lambda}(\lambda, T) = \frac{2hc^2}{\lambda^5 n^2 \left(e^{\frac{hc}{\lambda n k T}} - 1 \right)} = \frac{c_1}{n^2 \pi \lambda^5} \cdot \left(e^{\frac{c_2}{\lambda n T}} - 1 \right)^{-1} \quad (2.8)$$

avec

c : vitesse de la lumière dans le vide (en m/s) ;

h : constante de Planck (en $J.s$) ;

k : constante de Boltzmann (en J/K) ;

$c_1/\pi = 2hc^2 = 1,1904 \cdot 10^{-16}$ (en $W.m^2/sr$) ;

$c_2 = hc/k = 1,4388 \cdot 10^{-2}$ (en $m.K$).

Pour une source de lumière réelle, la couleur est rarement égale à la couleur du radiateur de Planck, la notion de corps noir étant idéale. On définit alors la température de couleur *proximale* comme la température du radiateur de Planck dont la répartition spectrale s'approche le plus de la source considérée.

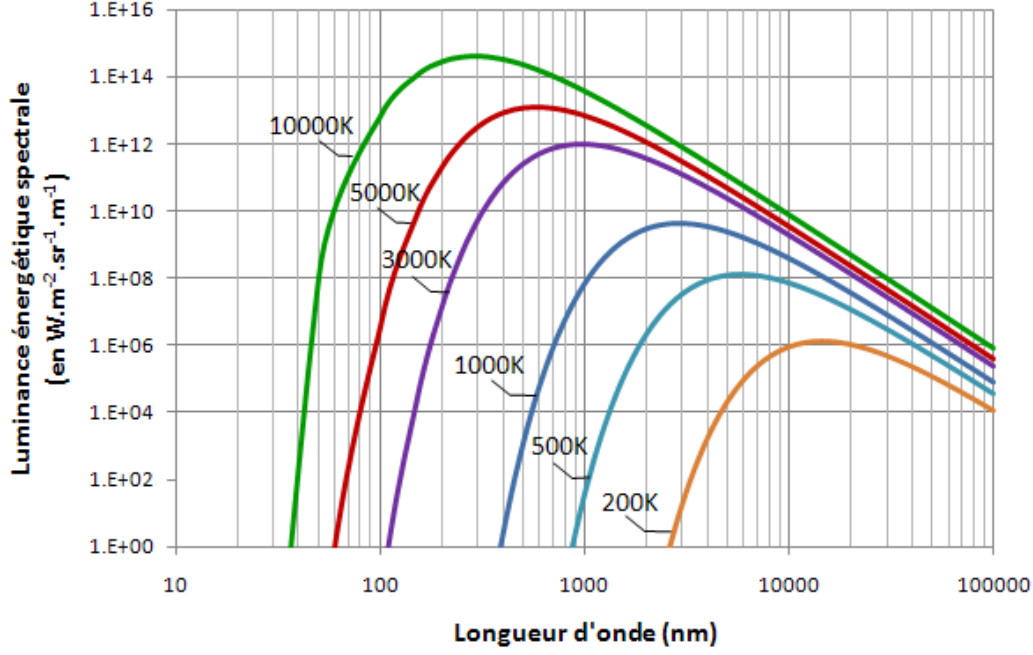


FIGURE 2.3 – Luminance énergétique spectrale d'un corps noir porté à des températures comprises entre 200 et 10000K, à partir de la loi de Planck.

2.2.1.2 Les illuminants de la CIE

La théorie précédente est utile pour définir les illuminants normalisés par la Commission Internationale de l'Eclairage (CIE).

L'illuminant A représente le rayonnement d'un corps noir à une température de couleur proximale de 2856K. Il est représentatif des sources à incandescence.

L'illuminant B (obsolète depuis la normalisation des illuminants D) représente le rayonnement solaire direct à midi à une température de couleur proximale de 4870K.

L'illuminant C représente la lumière du jour moyen à une température de couleur proximale de 6770K.

Les illuminants D (de l'anglais « Daylight ») ont été normalisés plus tard et sont représentatifs de la lumière du jour à différentes phases du rayonnement solaire pour des températures de couleur proximales variant de 4000 à 25000K. A partir de mesures expérimentales de répartition de ces rayonnements, une analyse en composantes principales a permis de dégager trois vecteurs fondamentaux, notés $S_0(\lambda)$, $S_1(\lambda)$ et $S_2(\lambda)$, à partir desquels le rayonnement à une infinité de phases de la lumière du jour peut être reconstitué (Fig. 2.4). La répartition spectrale de ces rayonnements est donnée en fonction de la température de couleur par l'expression suivante :

$$S(\lambda) = S_0(\lambda) + M_1 \cdot S_1(\lambda) + M_2 \cdot S_2(\lambda) \quad (2.9)$$

où M_1 et M_2 sont des coefficients ajustables donnés par :

$$\begin{aligned} M_1 &= \frac{-1,3515 - 1,7703 \cdot x_D + 5,9114 \cdot y_D}{0,0241 + 0,2562 \cdot x_D - 0,7341 \cdot y_D} \\ M_2 &= \frac{0,0300 - 31,4424 \cdot x_D + 30,0717 \cdot y_D}{0,0241 + 0,2562 \cdot x_D - 0,7341 \cdot y_D} \end{aligned} \quad (2.10)$$

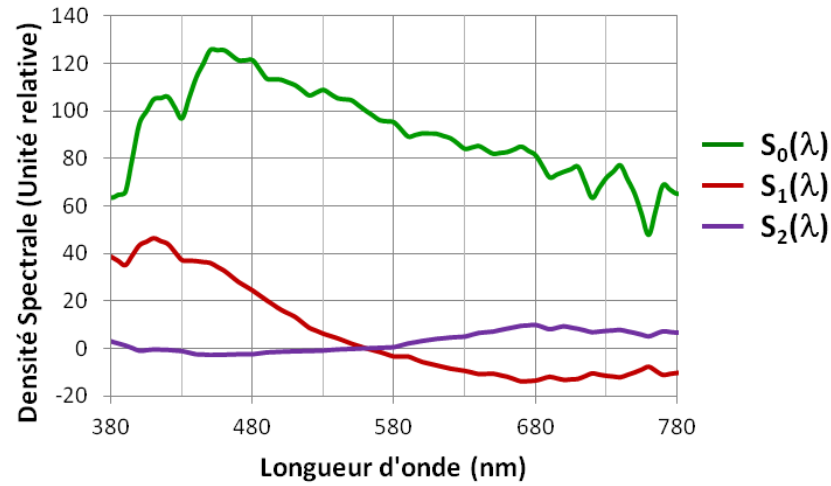


FIGURE 2.4 – Représentation des trois vecteurs utilisées pour la construction des illuminants D

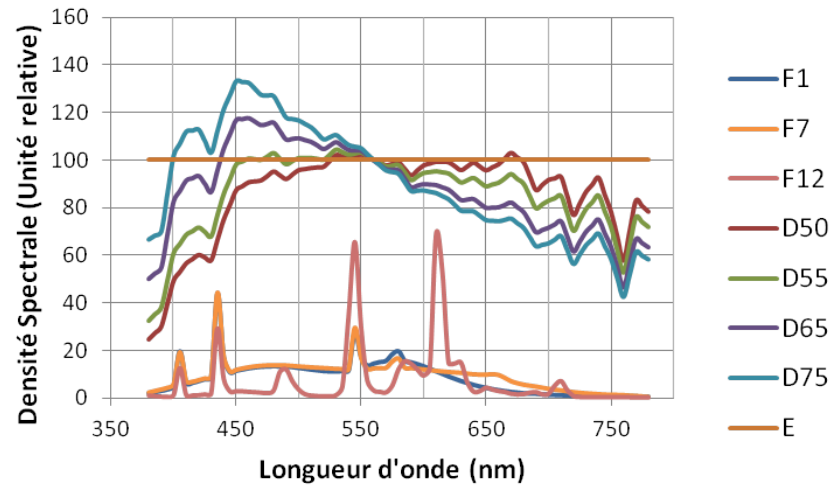


FIGURE 2.5 – Réponse spectrale relative de quelques illuminants D et de l'illuminant E et de quelques illuminants F.

avec :

$$x_D = \begin{cases} -4,6070 \cdot m^3 + 2,9678 \cdot m^2 + 0,09911 \cdot m + 0,244063 & \text{si } 4000K \leq T \leq 7000K \\ -2,0064 \cdot m^3 + 1,9018 \cdot m^2 + 0,24748 \cdot m + 0,237040 & \text{si } 7000K < T \leq 25000K \end{cases}$$

$$y_D = -3,000x_D^2 + 2,870x_D - 0,275$$

$$m = \frac{1000}{T}$$

Différents illuminants D sont représentés figure 2.5. L'illuminant le plus utilisé est le D65 qui possède une température de couleur de 6504K et correspond à un rayonnement solaire par temps couvert (Remarque : la température initiale était de 6500K mais cette correction provient du changement de la valeur de la constante k lors de la redéfinition de l'échelle internationale de température).

L'illuminant E représente la lumière d'énergie constante.

Les illuminants F représentent le rayonnement émis par diverses lampes fluorescentes. Les lampes fluorescentes « standards » (F1-F6) consistent en deux émissions de semi-bandes d'émission d'antimoine et de manganèse dans du phosphore de calcium halophosphate. Les F7-F9 sont des lampes fluorescentes à "bandes d'émission" (spectre complet et non de raies). Enfin les F10-F12 sont des illuminants tribandes minces consistant en trois bandes minces d'émission dans les régions RGB du spectre visible.

2.2.2 Les objets colorés

On peut distinguer deux sortes d'objets : les matériaux opaques colorés (textiles, herbe,...) et les filtres colorés (verre, liquide,...). Les premiers renvoient par réflexion, les seconds par transmission, une partie du rayonnement incident, après en avoir absorbé une autre partie de façon sélective. Si des objets éclairés par une même source présentent entre eux une différence de couleur, ceci est dû à leurs propriétés intrinsèques d'absorption et de diffusion représentées par leur facteur de luminance. Ainsi, une feuille est verte parce qu'elle ne renvoie que la lumière verte. La couleur résulte d'une pondération de certaines radiations visibles arrivant sur la rétine mais aussi par la quantité de lumière réfléchie. Ainsi, une orange et du chocolat auront la même pondération spectrale mais une quantité de lumière réfléchie différente (le chocolat apparaissant plus sombre qu'une orange).

2.2.3 L'œil

L'œil est un appareil optique extrêmement perfectionné, capable de s'adapter à une large gamme de niveaux de luminosité, à une grande gamme de focalisation et à des objets en mouvement. Pour chacune des espèces animales douées de vision, les stratégies sont différentes : ainsi la vision nocturne et la détection des objets en mouvement seront privilégiées chez le chat. Dans ce manuscrit, nous nous attacherons au système visuel humain et en particulier à sa vision très développée des couleurs.

2.2.3.1 Anatomie

L'œil est l'organe de base de la vision. Il assure les fonctions de collection du rayonnement incident, de formation des images des objets observés et d'une partie du traitement des informations recueillies. Pour cela, il comporte un ensemble d'éléments dont les principaux sont (Fig. 2.6) :

- La *cornée*, membrane transparente qui protège le globe oculaire ;
- Le *cristallin*, qui assure la focalisation des objets. En effet, le cristallin est maintenu par de puissants muscles qui forment autour de lui trois couronnes. Ces muscles déforment le cristallin et permettent de modifier sa courbure comme si l'on disposait de lentilles à courbures variables : c'est le phénomène d'accommodation ;

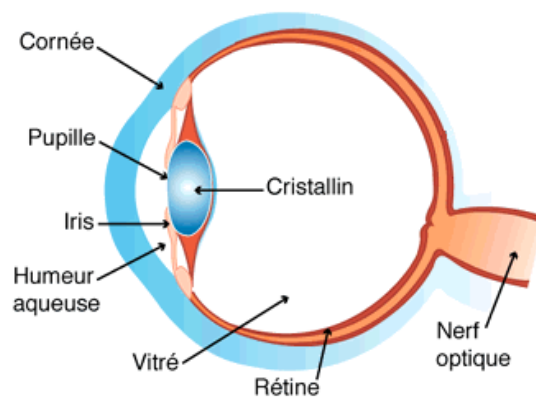


FIGURE 2.6 – Coupe schématique de l'œil

- L'*iris* et la *pupille* : l'iris joue le rôle d'un diaphragme dont l'ouverture centrale est la pupille. La pupille s'ouvre ou se ferme en fonction des conditions de luminosité, afin que la quantité de lumière projetée sur la rétine soit constante ;
- La *rétine*, membrane mince qui tapisse le fond de l'œil et sur laquelle se forment les images des objets ; La rétine a deux points singuliers : la macula (ou tâche jaune) dans l'axe optique contenant en son centre la fovéa correspondant à la zone d'acuité maximale de l'œil et la tâche aveugle de Mariotte correspondant à l'origine du nerf optique et dépourvue de cellules visuelles.
- Le *nerf optique*, qui conduit les informations au cerveau.

L'*humour aqueuse* (indice de réfraction $n = 1,337$) est le fluide contenu dans la chambre antérieure (entre la cornée et l'iris) et dans la chambre postérieure (entre l'iris et le cristallin) tandis que le *corps vitré*, de même indice de réfraction, est le tissu collagène transparent remplissant le segment postérieur du globe situé en arrière du cristallin.

2.2.3.2 Vision des couleurs

La rétine est le point de départ de la vision des couleurs. La sensation visuelle, *i.e.* la sensation lumineuse et chromatique sont liées à l'activité des photorécepteurs rétiniens et des cellules neurales de la rétine (bipolaires, ganglionnaires, horizontales, amacrine). La rétine est un capteur dont les propriétés sont variables avec l'excentricité. En face de l'axe optique, l'acuité est maximale (*i.e.* les signaux subissent le moins de déformations optiques) mais plus on s'éloigne de l'axe optique moins l'acuité visuelle est bonne. Le nombre de récepteurs diminue, l'espacement entre les récepteurs ainsi que leur taille augmentent (Fig. 2.7-a) [25].

Les photorécepteurs se décomposent en deux classes : les cônes et les bâtonnets (Fig. 2.7-b). La répartition de ces cellules n'est pas homogène : les cônes sont très nombreux dans la fovéa alors que les bâtonnets sont plus nombreux dans la zone périphérique (Fig. 2.8). Les bâtonnets sont très sensibles mais en contrepartie, ils sont très vite saturés en lumière du jour. Au contraire, les cônes sont moins sensibles mais fonctionnent parfaitement de jour. Ces différents photorécepteurs présents sur la rétine en font un capteur parfaitement adapté pour différents niveaux de luminosité. On distingue trois niveaux :

- *photopique* (luminance $> 10\text{cd/m}^2$, seuls les cônes participent),
 - *mésopique* ($> 10^{-3}\text{cd/m}^2$ à $< 10\text{cd/m}^2$), contribution des cônes et des bâtonnets) et
 - *scotopique* ($< 10^{-3}\text{cd/m}^2$), bâtonnets seuls,
- correspondants respectivement à la lumière en plein soleil, une nuit de pleine lune et une nuit sans lune.

La vision dans l'obscurité est donc une vision périphérique, étant donnée la disposition des récepteurs en l'occurrence les bâtonnets.

Les cônes sont responsables de la vision des couleurs, qui n'est donc active qu'en vision de jour. En effet, on distingue trois types de cônes : rouges, verts ou bleus désignés suivant leur sensibilité à la longueur d'onde et appelés respectivement L, M et S (de l'anglais « Long », « Middle » et « Short » en référence à leur longueur d'onde) (Fig 2.9). Cette différence de sensibilité des cônes est la condition nécessaire à la vision des couleurs d'où l'adage « La nuit, tous les chats sont gris », les cônes n'étant pas suffisamment sensibles pour contribuer à la vision dans l'obscurité : seuls les bâtonnets participent. Ils faut noter que les cônes et les bâtonnets ne réagissent pas linéairement en fonction de l'éclairement, mais ont plutôt une réponse de forme logarithmique. De plus, ils réagissent le plus souvent en relatif par rapport aux cellules voisines.

On peut également noter que la zone centrale de la fovea ne comporte pas de cônes bleus (S) mais uniquement des cônes L et M. De plus, chaque individu n'a pas le même rapport de cônes L et M dans sa rétine. D. Alleysson étudie actuellement l'influence du rapport de nombre de cônes L/M sur la discrimination couleur.

Les cônes et bâtonnets ne transmettent pas directement leur activité au cerveau : l'information lumineuse fait l'objet d'un pré-traitement par des neurones spéciaux. Le lecteur pourra se référer à la thèse très complète de D. Alleysson qui traite d'un modèle pour la perception humaine des couleurs [29].

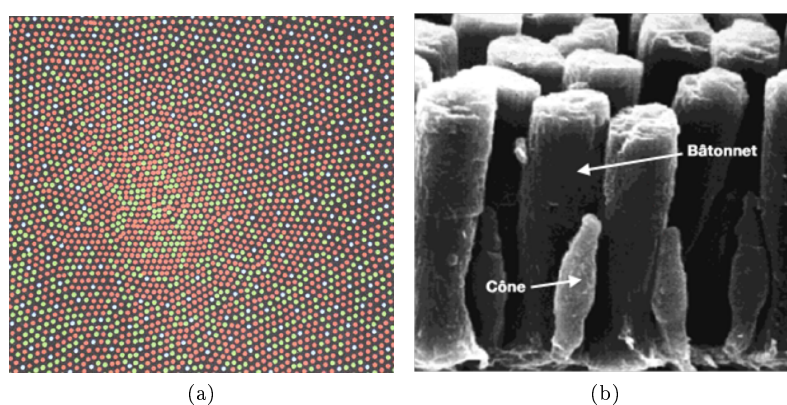


FIGURE 2.7 – (a) Image en fausses couleurs de la répartition des photorécepteurs sur la rétine : chacun des photorécepteurs a été coloré de la couleur à laquelle il est sensible (Rouge, Vert et Bleu). (b) Cônes et bâtonnets sur la rétine vue au microscope électronique [26].

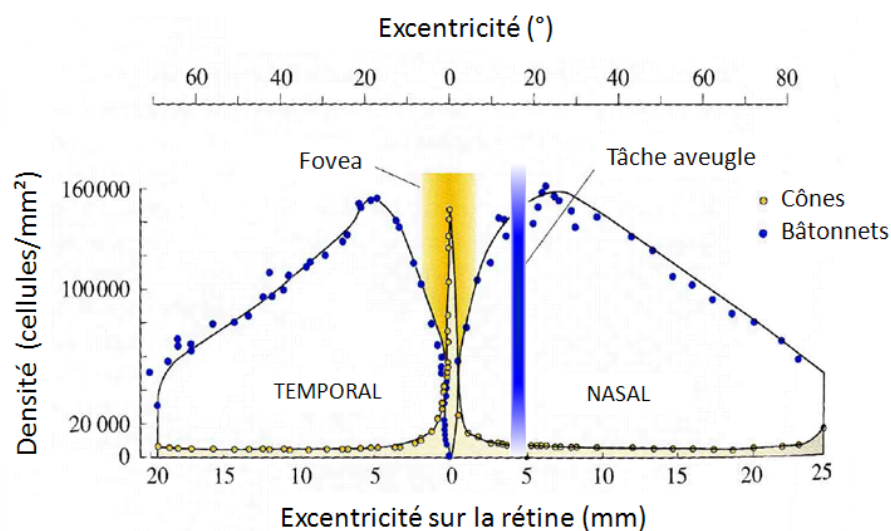


FIGURE 2.8 – Répartition des cônes et des bâtonnets en fonction de l'excentricité [27].

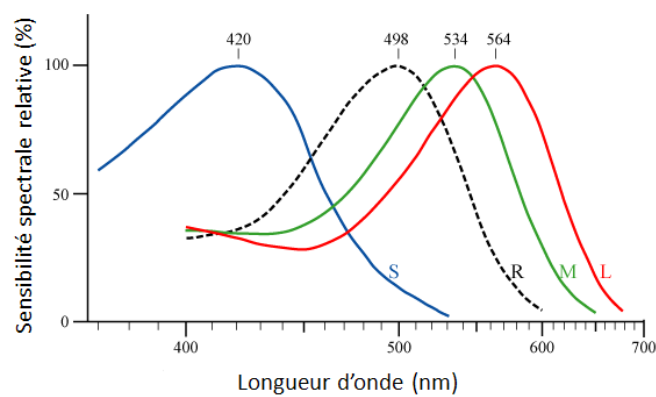


FIGURE 2.9 – Réponses spectrales des cônes L,M,S et des bâtonnets (R pour « Rods ») [28].



FIGURE 2.10 – Illustrations de la visions des couleurs de différents sujets dichromates : (a) Image originale. (b) Protanope. (c) Deutanope. (d) Tritanope. L'image originale est extraite de Kodak Photo Sampler PhotoCD et les images de Fairchild [30].

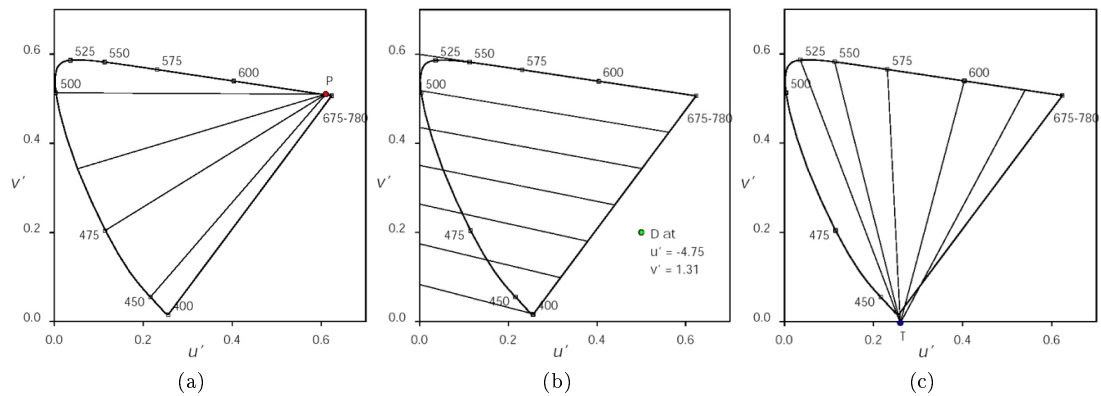


FIGURE 2.11 – Représentation dans le diagramme (u', v') des lignes de confusion de différents sujets dichromates : (a) Protanope. (b) Deutanope. (c) Tritanope. Dans chaque cas, les couleurs confondues par les différents sujets se situent le long d'une même ligne, d'où l'appellation *ligne de confusion*. Source : [http : // www.w3.org/ Graphics/ atypical-color-response](http://www.w3.org/Graphics/atypical-color-response)

2.2.3.3 Anomalies de la vision des couleurs

En dehors de toute pathologie, il existe des différences individuelles appréciables dans la vision des couleurs d'un sujet à un autre. Nous avons déjà parlé du vieillissement progressif du cristallin, il existe également des anomalies dès la naissance. Les dyschromatopsies, *i.e* les diverses formes de l'incapacité à distinguer certaines couleurs touchent environ 8% des hommes et 4% des femmes [24]. Certains sujets sont qualifiés de *dichromates*, ce qui correspond au dysfonctionnement de l'un des trois types de cônes L, M ou S. Ils sont appelés *monochromates* si une seule catégorie de cônes fonctionne. Les *daltoniens*, comme on les appelle dans le langage courant, sont classés selon le type de cône dont ils sont dépourvus : les *protanopes*, pour lesquels il manque le cône L, les *deutanopes* le cône M et les *tritanopes* le S (Fig. 2.10) [30]. Il est intéressant de constater que les couleurs confondues par un dichromate sont alignées dans l'espace colorimétrique CIELUV (section 2.3.3.3), et que les lignes de confusion se coupent en un point, différent selon le type de dichromatie (Fig. 2.11).

2.3 Modélisation de la vision des couleurs

2.3.1 Un peu d'histoire

Les artistes se sont posé la question du mélange des couleurs bien avant les scientifiques. A la Renaissance, les peintres et les artistes ont déjà une bonne connaissance des mélanges de couleurs que nous appelons mélanges soustractifs de nos jours (section 2.3.2). Léonard de Vinci propose même une palette de couleurs primaires. Du côté des scientifiques, c'est Descartes qui le premier met en évidence la décomposition de la lumière par réfraction à travers un prisme. Mais

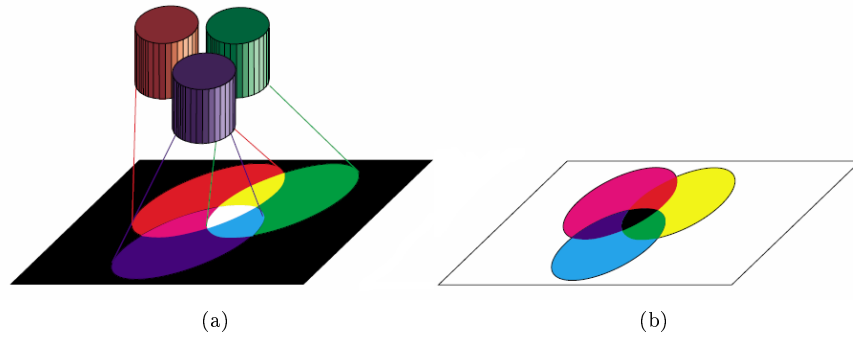


FIGURE 2.13 – Diagramme de synthèse (a) additive (primaires Rouge, Vert, Bleu), (b) soustractive (primaires Cyan, Magenta, Jaune).

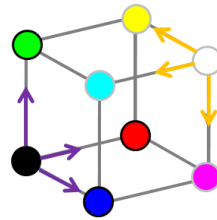


FIGURE 2.14 – Modèles RVB et CMJ.

Ainsi le bleu est complémentaire du jaune puisque le jaune est lui-même obtenu par mélange additif du rouge et du vert.

Sur la base de la théorie trichromatique, Grassman propose en 1853 des lois consignnant les propriétés fondamentales des mélanges de couleurs qui sont complétées par Abney en 1913. Les lois de Grassman, qui sont les bases mathématiques de la colorimétrie, permettent de caractériser l'espace des couleurs comme un espace vectoriel respectant les propriétés suivantes : soit quatre couleurs A, B, C et D,

- **symétrie** : si $A \Leftrightarrow B$, alors $B \Leftrightarrow A$;
- **transitivité** : si $A \Leftrightarrow B$ et $B \Leftrightarrow C$, alors $A \Leftrightarrow C$;
- **proportionnalité** : si $A \Leftrightarrow B$, alors $kA \Leftrightarrow kB$ avec k , facteur de proportionnalité globale du spectre ;
- **additivité** : si $A \Leftrightarrow B$ et $C \Leftrightarrow D$, alors $(A + C) \Leftrightarrow (B + D)$, où $A + C$ représente un mélange additif de A et B.

Chaque couleur est caractérisée par un point dans cet espace des couleurs tridimensionnel. Chaque axe de cet espace représente une primaire et la coordonnée sur cette axe la contribution de cette primaire. On peut définir le *diagramme chromatique* qui est une représentation bidimensionnelle de l'espace des couleurs. Ce dernier permet de simplifier la représentation des couleurs, cependant cette projection déforme l'espace des couleurs. On peut donc définir les modèles RVB ou le modèle CMJ avec les couleurs complémentaires comme primaires (Fig. 2.14).

2.3.3 Les systèmes colorimétriques de la CIE

2.3.3.1 Espace chromatique CIE 1931 RGB

La première courbe normalisée par la CIE en 1924 est la courbe de visibilité photopique notée $V(\lambda)$. Cette courbe définit un observateur de référence pour lequel a été établie la correspondance entre le rayonnement électromagnétique et l'efficacité lumineuse (en lm/W). Cette courbe correspond à des mesures pour un champ visuel de 2° (Fig. 2.15). Elle permet de définir les grandeurs photométriques $P_{v,\lambda}$ à partir des grandeurs radiométriques spectrales $P_{e,\lambda}$ avec

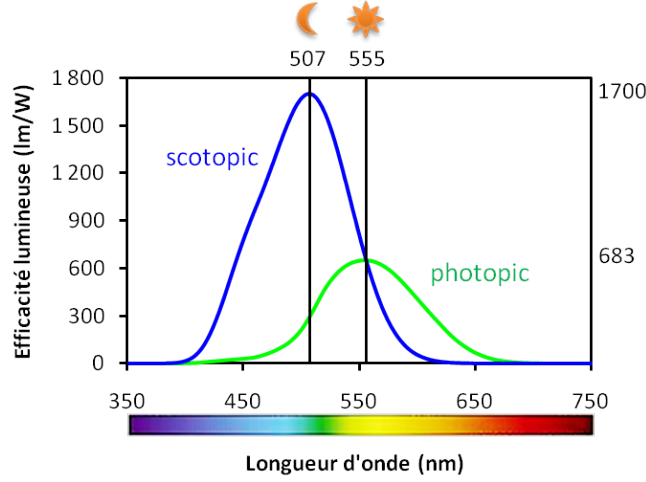


FIGURE 2.15 – Courbes d'efficacité lumineuses de l'oeil spécifiées par la CIE en vision photopique ($V(\lambda)$) et scotopique ($V'(\lambda)$).

la relation suivante :

$$P_{v,\lambda} = K_m \cdot V(\lambda) \cdot P_{e,\lambda} \quad (2.11)$$

avec $K_m = 683 \text{ lm/W}$ l'efficacité lumineuse maximale. Bien que cette fonction ne soit pas à proprement parler un modèle colorimétrique, c'est un fondement de la colorimétrie CIE, comme on le verra dans le système CIE XYZ.

L'expérience d'égalisation effectuée par Wright et Guild illustre la théorie trichromatique [31]. L'expérience schématisée figure 2.16 consiste à rendre visuellement équivalent une lumière notée W et la composition de trois primaires R , G et B dont on contrôle l'intensité à l'aide de trois potentiomètres r , g et b afin d'aboutir à l'équivalence $W = rR + gG + bB$. Les primaires doivent être choisies suffisamment indépendantes pour garantir la trivalence : il faut qu'avec deux primaires, il soit impossible de reproduire la troisième. On mesure alors la contribution des trois primaires qu'il faut pour égaliser chacune des longueurs d'onde monochromatique du spectre.

Les primaires RVB utilisées pour décrire les fonctions colorimétriques sont des couleurs monochromatiques de longueur d'onde $700,0 \text{ nm}$ pour le rouge, $546,1 \text{ nm}$ pour le vert et $435,6 \text{ nm}$ pour le bleu. Les deux scientifiques précisent la luminance qu'il faut appliquer sur chaque primaire : c'est un pas décisif dans la description d'un espace colorimétrique. En procédant ainsi, on définit le blanc obtenu par mélange des trois primaires : le choix initial consiste à appliquer exactement la même énergie sur les trois primaires. Il en résulte un point blanc dit d'égale énergie qui sera normalisé par la CIE sous le nom d'illuminant E. La quantité de flux lumineux de la primaire rouge est fixée par convention à 1 lm . Pour obtenir le point blanc E, il faut régler le flux lumineux de la primaire verte sur 4.6 lm et celui de la primaire bleue sur 0.06 lm .

La cohérence des résultats obtenus a encouragé la normalisation par la CIE en 1931 de ce système colorimétrique défini par les fonctions $\bar{r}(\lambda)$, $\bar{g}(\lambda)$, $\bar{b}(\lambda)$ appelées CIE color Matching Functions (Fig. 2.17-a). Le choix du blanc d'égale énergie se traduit graphiquement par l'équivalence des surfaces sous les trois courbes des fonctions colorimétriques. Les coordonnées RGB dans cet espace colorimétrique sont alors calculées à partir d'un spectre donné $S(\lambda)$ avec les relations suivantes :

$$\begin{aligned} R &= \int_{\lambda} \bar{r}(\lambda) S(\lambda) d\lambda \\ G &= \int_{\lambda} \bar{g}(\lambda) S(\lambda) d\lambda \\ B &= \int_{\lambda} \bar{b}(\lambda) S(\lambda) d\lambda \end{aligned} \quad (2.12)$$

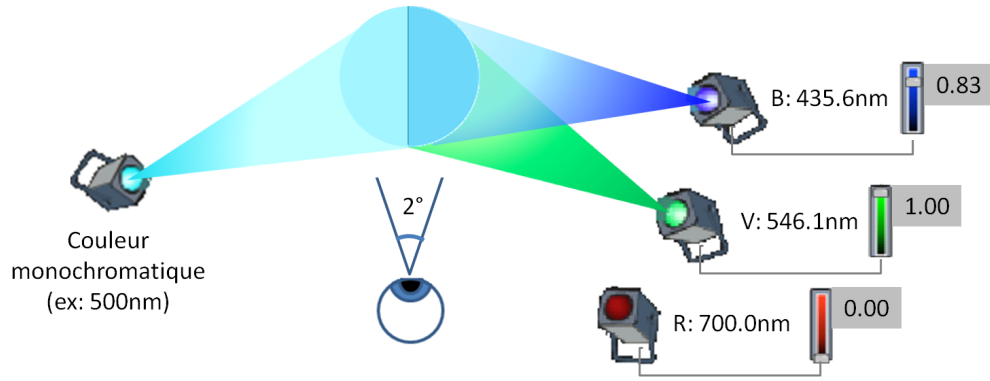


FIGURE 2.16 – Expérience d’égaliisation des couleurs entre une couleur monochromatique et un mélange RVB (avec le cercle vu sous un angle de 2°).

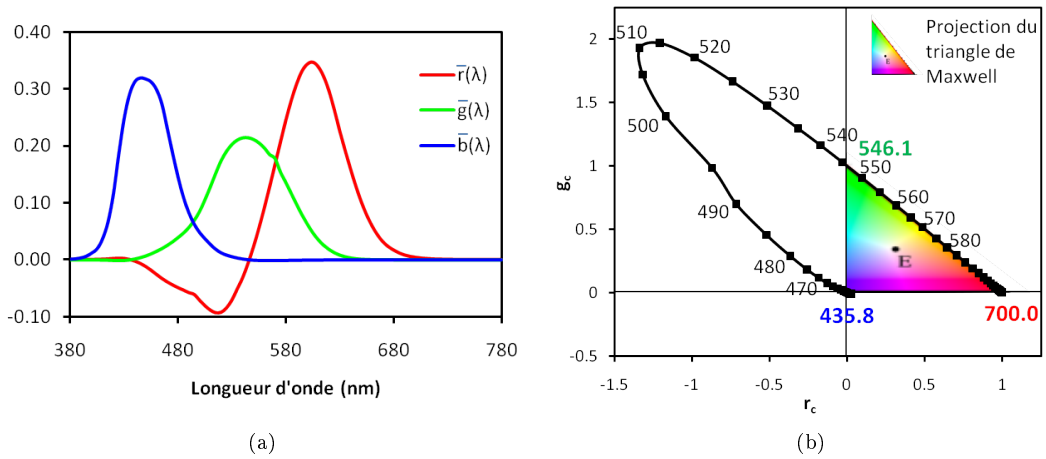


FIGURE 2.17 – Système CIE RGB 1931 (a) Fonctions colorimétriques, (b) Diagramme chromatique de Wright.

Afin de représenter graphiquement la chromaticité d’un stimulus, les coordonnées chromatiques r , g et b sont calculées par :

$$\begin{aligned} r &= \frac{R}{R + G + B} \\ g &= \frac{G}{R + G + B} \\ b &= \frac{B}{R + G + B} \end{aligned} \quad (2.13)$$

Étant donné que $r + g + b = 1$, on n’utilise que les coordonnées r et g pour les représentations graphiques dans un espace à deux dimensions (Fig. 2.17-b). La courbe périphérique ou *spectrum locus* du diagramme chromatique représente les couleurs de Newton : les couleurs monochromatiques. La partie colorée est le triangle de Maxwell *i.e.* les points accessibles avec des coordonnées positives. C’est le triangle formé par les trois primaires : les couleurs en dehors de ce triangle seront considérées *hors gamut* (*i.e.* les 2/3 des couleurs dans cet espace colorimétrique).

2.3.3.2 Espace chromatique CIE 1931 XYZ et CIE 1964 XYZ

Le système RGB décrit précédemment présente l’inconvénient de contenir des valeurs négatives. Pour résoudre cette difficulté, Judd propose un changement de repère pour arriver à un

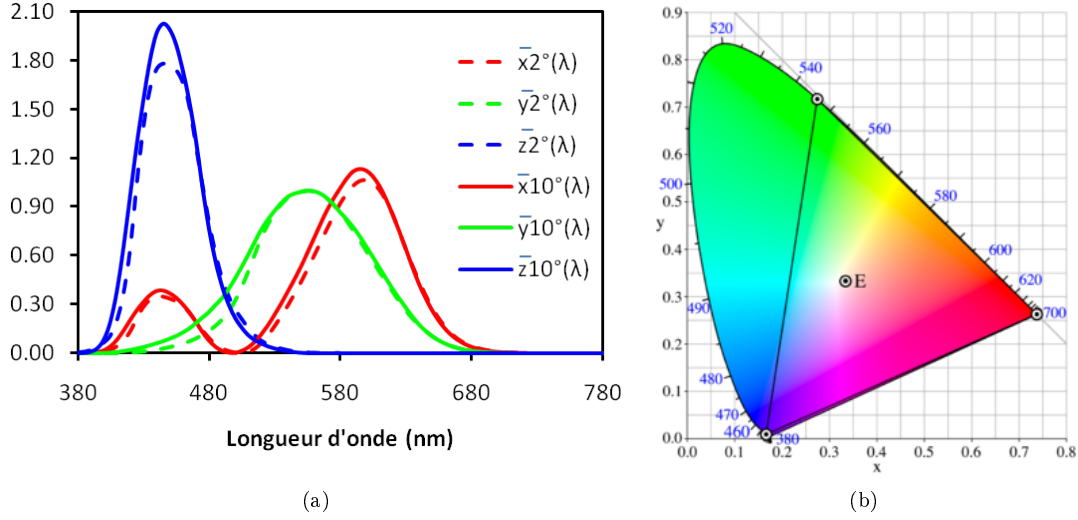


FIGURE 2.18 – (a) Fonctions colorimétriques CIE XYZ 1931 et 1964, (b) Diagramme chromatique.

espace dit *absolu* [32]. Ce nouvel espace appelé XYZ pour lequel toutes les couleurs du spectre peuvent être égalisées par des valeurs positives de X, Y et Z, est calculé à partir des primaires RGB selon l'opération linéaire suivante :

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2,7689 & 1,7517 & 1,1302 \\ 1,0000 & 4,5907 & 0,0601 \\ 0,0000 & 0,0565 & 5,5943 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} R \\ V \\ B \end{bmatrix} \quad (2.14)$$

L'avantage de cet espace est donc que l'ensemble des couleurs se trouve à l'intérieur du triangle de référence (*gamut*). De plus, deux autres contraintes ont été imposées :

- dans cet espace, la primaire Y correspond à la fonction de visibilité $V(\lambda)$ *i.e.* Y porte la totalité de l'information de luminance ;
- le point blanc d'égale énergie mis en oeuvre dans l'espace CIE-RGB est conservé.

La construction de ce nouvel espace est décrit en Annexe B [33, 34]. Comme pour l'espace CIE-RGB, on peut décrire les nouvelles fonctions colorimétriques et le diagramme chromatique (x, y) correspondant défini par :

$$\begin{aligned} x &= \frac{X}{X + Y + Z} \\ y &= \frac{Y}{X + Y + Z} \\ z &= 1 - x - y \end{aligned} \quad (2.15)$$

Cependant, l'observateur de référence défini en 1931 est pris en défaut sur plusieurs points. En particulier, l'angle visuel de 2° est considéré comme trop restrictif, ne reflétant pas les conditions normales de vision mais plutôt des conditions de laboratoire. La première extension de l'observateur de référence de 1931 a été normalisée en 1964 par la CIE. Cette normalisation fait suite aux travaux de Stiles et Burch [35] ainsi que Speranskaya [36] en 1959 pour lesquels les mesures sont effectuées à 10° d'angle visuel sur un panel d'observateurs. Ce système est préconisé à partir d'un angle visuel de 4°.

On comprendra aisément que les courbes soient différentes, la composition de la rétine étant différente entre 2° et 10° d'excentricité (Fig. 2.18). En effet, la proportion des différents types de récepteurs est différente et par là même la sensation visuelle correspondante (faible proportion de cônes S à 2° augmentant sensiblement à 10°).

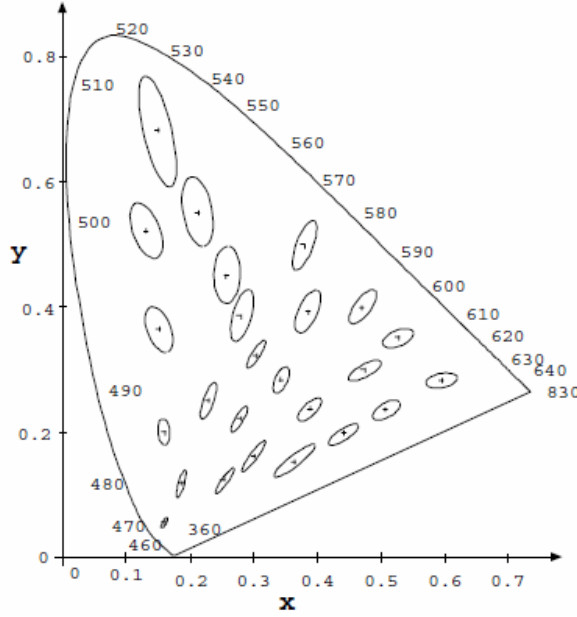


FIGURE 2.19 – Ellipses de Macadam agrandies 10 fois [37].

2.3.3.3 Espace chromatique CIE 1976 $L^*U^*V^*$ ou CIELUV

Il existe des preuves de la non-linéarité du système visuel : le photorécepteur suit une loi non linéaire en fonction de l'éclairement mais en particulier sur la couleur, le phénomène de Purkinje décrit que les bleus ont tendance à devenir plus lumineux que les rouges lorsque la lumière diminue fortement. Cependant, la découverte qui a remis en question la notion d'espace de couleurs a été réalisée par MacAdam, en voulant mesurer les erreurs de mesures qui ont lieu lors d'expériences d'égalesation des couleurs [37]. Pour cela il mesura pour une couleur donnée le lieu des couleurs dont la différence de couleur est juste discernable (notée JND de l'anglais « Just Noticeable Difference »). Il obtint une ellipse dans le diagramme (x,y), la taille et l'orientation de l'ellipse variant d'une couleur à une autre, résultat révélateur d'un comportement non linéaire et non uniforme (2.19).

Le système XYZ n'est pas perceptuellement uniforme : se pose alors le problème de la quantification des écarts de couleurs. En effet, des couleurs perceptuellement proches risquent de correspondre à des écarts de couleur importants dans le système de représentation adopté alors qu'à l'inverse des couleurs perceptuellement très différentes risquent de correspondre à des écarts de couleurs trop faibles.

En 1976, la CIE définit un système perceptuellement uniforme, le système CIELUV ou système ($L^*u^*v^*$). Cet espace est issu de l'espace $U'V'W'$ lui-même dérivant d'un espace proposé par MacAdam. Ce système est défini par rapport à un blanc de référence, caractérisé par ses composantes notées X_n , Y_n et Z_n ou L_n , u_n et v_n dans l'espace CIELUV. L'espace est défini par les relations suivantes à partir des coordonnées XYZ :

$$L^* = \begin{cases} 116 \left(\frac{Y}{Y_n} \right)^{1/3} - 16 & \text{si } \frac{Y}{Y_n} > \left(\frac{24}{116} \right)^3 \\ \frac{841}{108} \left(\frac{Y}{Y_n} \right) + \frac{16}{116} & \text{si } \frac{Y}{Y_n} \leq \left(\frac{24}{116} \right)^3 \end{cases}$$

$$u^* = 13L^*(u' - u'_n)$$

$$v^* = 13L^*(v' - v'_n) \quad (2.16)$$

avec

$$u' = \frac{4X}{X + 15Y + 3Z} \text{ et } v' = \frac{9Y}{X + 15Y + 3Z} \quad (2.17)$$

On peut noter que cet espace est non linéaire à cause de la puissance introduite dans l'équation

de la luminance L^* en fonction de Y . Il est de plus non uniforme à cause du rapport (Y/Y_n) . Les valeurs de u' et v' permettent d'avoir un diagramme de chromaticité.

2.3.3.4 Espace chromatique CIE 1976 $L^*a^*b^*$ ou CIELAB

En 1976, La CIE propose dans le même temps un autre système perceptuellement uniforme, le système CIELAB ou (L^*, a^*, b^*) , établi par des relations non linéaires à partir du système XYZ :

$$\begin{aligned} L^* &= \begin{cases} 116 \left(\frac{Y}{Y_n} \right)^{1/3} - 16 & \text{si } \frac{Y}{Y_n} > \left(\frac{24}{116} \right)^3 \\ \frac{841}{108} \left(\frac{Y}{Y_n} \right) + \frac{16}{116} & \text{si } \frac{Y}{Y_n} \leq \left(\frac{24}{116} \right)^3 \end{cases} \\ a^* &= 500 \left(f \left(\frac{X}{X_n} \right) - f \left(\frac{Y}{Y_n} \right) \right) \\ b^* &= 200 \left(f \left(\frac{Y}{Y_n} \right) - f \left(\frac{Z}{Z_n} \right) \right) \end{aligned} \quad (2.18)$$

avec

$$f(t) = \begin{cases} t^{1/3} & \text{si } t > \left(\frac{24}{116} \right)^3 \\ \frac{1}{3} \left(\frac{29}{6} \right)^2 t + \frac{4}{29} & \text{si } t \leq \left(\frac{24}{116} \right)^3 \end{cases}$$

Ce modèle est cependant loin d'être parfait. Bien qu'il ait été créé à l'origine pour fournir un modèle uniforme, il ne l'est pas totalement, les écarts les plus visibles se situant dans la région des bleus saturés. De plus, la luminosité L^* bien que proche de la réponse approximativement logarithmique de l'œil n'est qu'une grossière approximation de la véritable distribution tonale que l'œil est capable d'adopter.

2.3.3.5 Indicateurs de qualité des couleurs dans l'espace CIELAB

Il est intéressant de noter que pour ces deux systèmes uniformes CIELUV et CIELAB, la première composante de chrominance (a^* ou u^*) représente une opposition de couleur vert-rouge alors que la seconde composante de chrominance (b^* ou v^*) représente une opposition de couleur bleu-jaune.

Erreurs de couleur La représentation graphique des couleurs dans un espace uniforme tel que CIELUV ou CIELAB permet de quantifier mathématiquement une distance entre deux points de coordonnées connues. Cette distance euclidienne correspond alors à une différence de couleur entre deux stimuli. Elle est notée ΔE et est donnée dans l'espace CIELAB par l'équation 2.19.

$$\Delta E = \sqrt{(\Delta L^*)^2 + (\Delta a^*)^2 + (\Delta b^*)^2} \quad (2.19)$$

Cette définition a été donnée par la CIE en 1976 avec l'espace CIELAB. Deux extensions ΔE_{94} et ΔE_{2000} ont été créées depuis, afin de corriger quelques effets de non-linéarités en utilisant des formules plus compliquées pour le calcul des distances. L'indicateur qui sera utilisé dans ce manuscrit sera le plus abouti, *i.e.* ΔE_{2000} (Annexe C).

Teinte et Chroma Un autre intérêt des espaces CIELUV et CIELAB est qu'ils permettent de définir des notions qui ont une signification perceptive immédiate, en relation avec les atlas de couleur : il s'agit de la teinte et du chroma. La teinte h est définie comme un angle dans le diagramme chromatique alors que le chroma C est la distance avec le neutre de référence (Eq. 2.20).

$$h = \text{atan} \left(\frac{b^*}{a^*} \right) \text{ et } C = \sqrt{a^{*2} + b^{*2}} \quad (2.20)$$

Ces différents indicateurs de qualité d'une image peuvent être représentés dans le référentiel (a^*, b^*) .

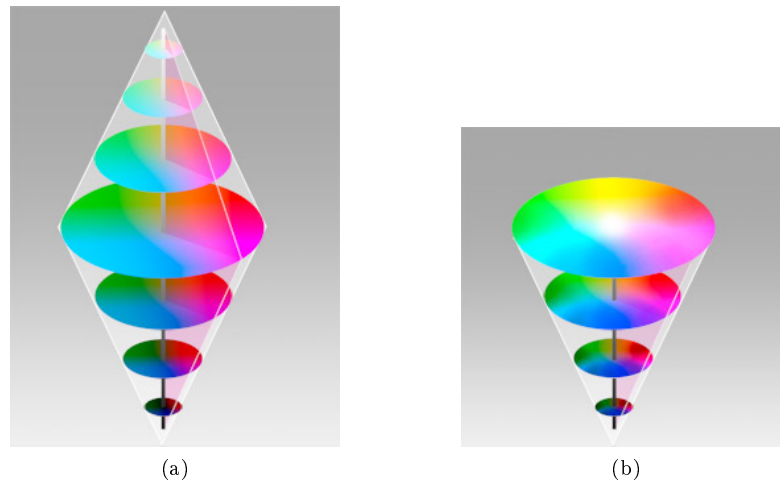


FIGURE 2.20 – (a) Modèle TSL (b) Modèle TSV. Source : <http://www.profil-couleur.com>

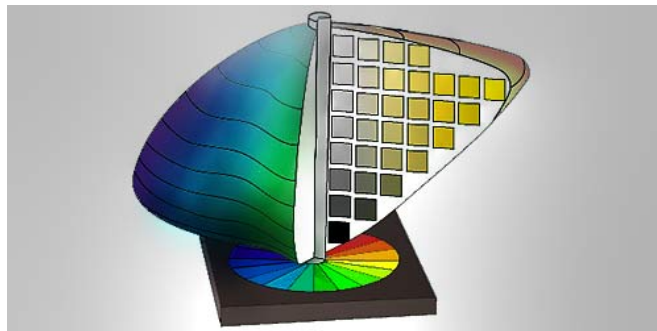


FIGURE 2.21 – Représentation de l'atlas de Munsell. Source : <http://www.profil-couleur.com>

2.3.4 Modèles perceptuels et Atlas de Munsell

TSL Le modèle TSL (Teinte, Saturation, Luminosité) ou HLS (Hue, Saturation, Lightness) est le plus intuitif des modèles colorimétriques. Il est basé sur le ressenti de la perception humaine, d'où son nom de modèle perceptuel (Fig. 2.20-a).

TSV Le modèle TSV (Teinte, Saturation, Valeur) ou HSB (Hue, Saturation, Brightness) est aussi un modèle intuitif. Le modèle TSV est un dérivé du modèle RVB où la luminosité évolue comme sur un écran RVB entre le noir et la luminosité maximum des couleurs primaires. Dans ce système l'échelle de la luminosité se fait en deux étapes sur deux axes perpendiculaires : d'abord du noir vers la couleur (luminosité), puis de la couleur vers le blanc (saturation) (Fig. 2.20-b).

Atlas de Munsell Au début du XXe siècle, les espaces colorimétriques apportent les réponses essentielles à la compréhension de la couleur, mais d'autres besoins se font sentir comme le classement des couleurs sous forme de nuancier pour l'industrie des colorants. Parmi les innombrables tentatives pour la construction d'un système chromatique hybride capable à la fois d'organiser la couleur selon un plan logique et de respecter leurs rapports visuels, celle du peintre américain Albert Henry Munsell (1858-1918) est l'une des plus abouties. L'atlas de Munsell est à la fois un nuancier d'une grande précision où les couleurs sont classées par planches de teintes constantes. C'est aussi un modèle colorimétrique innovant où pour la première fois les couleurs sont réparties en fonction de leur brillance (Fig. 2.21). L'Atlas des couleurs de Munsell est de nos jours encore très utilisé surtout aux USA.

TABLE 2.2 – LES PRINCIPAUX ESPACES COLORIMÉTRIQUES.

Notation	Gamma	Blanc	Rouge		Vert		Bleu	
			x	y	x	y	x	y
Adobe RGB 1998	2,2	D65	0,640	0,330	0,210	0,710	0,150	0,060
Apple RGB	1,8	D65	0,625	0,340	0,280	0,595	0,155	0,070
CIE RGB	2,2	E	0,735	0,265	0,274	0,717	0,167	0,009
NTSC RGB	2,2	C	0,670	0,330	0,210	0,710	0,140	0,080
sRGB	$\simeq 2,2$	D65	0,640	0,330	0,300	0,600	0,150	0,060

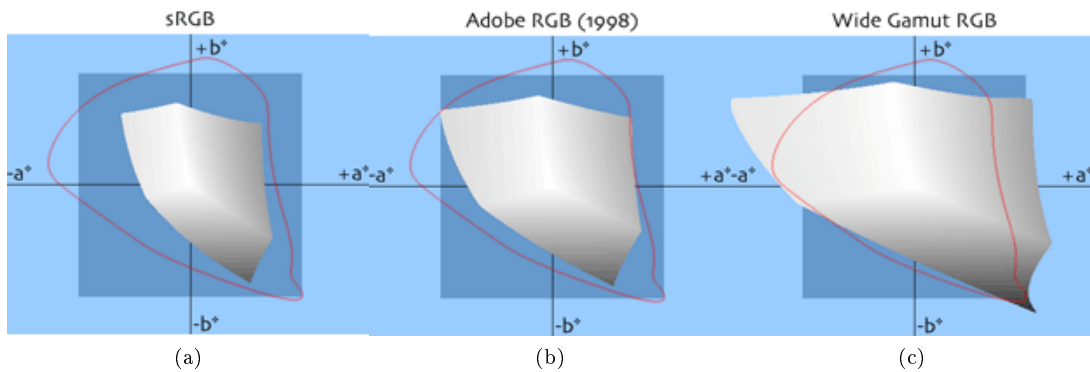


FIGURE 2.22 – Représentation dans l'espace Lab du Gamut des espaces colorimétriques (a) sRGB, (b) Adobe RGB (1998), (c) Wide Gamut RGB. La ligne rouge représente la projection du gamut de l'espace Lab. Source : <http://www.brucelindbloom.com> [39]

2.3.5 Les espaces colorimétriques

Il y a une différence fondamentale entre les modèles colorimétriques, décrits précédemment et la notion d'espace colorimétrique. Un espace colorimétrique est l'expression d'un gamut dans un type donné de modèle colorimétrique. Par exemple le sRGB et l'Adobe RGB sont deux espaces colorimétriques différents, mais basés sur le même modèle colorimétrique (RVB). Un espace colorimétrique désigne le volume géométrique correspondant à un ensemble de couleurs disponibles dans un système.

Un espace colorimétrique *standard* est appelé comme tel s'il est défini par des standards officiels ou bien si il est utilisé par des outils courants (et donc standards comme le logiciel Photoshop). Aucun espace colorimétrique n'est adéquat pour toutes les utilisations et besoins possibles. Il est donc nécessaire de réfléchir en avance aux besoins spécifiques et à l'affichage pour choisir un espace colorimétrique [38].

Un espace colorimétrique est défini par ses primaires, un blanc de référence et une correction gamma. La Table 2.2 donne les primaires et le point blanc de référence sous forme de leurs coordonnées dans le modèle CIE 1931 XYZ.

La représentation du gamut des espaces les plus courants est donnée figure 2.22. On peut noter que 95% des photos que l'on capture ont un gamut largement inférieur au sRGB et que celui-ci assure l'affichage de toutes les couleurs sur l'écran.

2.4 Modèle de perception de l'œil humain

2.4.1 Théorie de l'opposition des couleurs

S'il existe des couleurs représentant une nuance de rouge et de bleu (violet) ou de jaune et de rouge (orange), il n'existe pas de couleurs qui soient une nuance de rouge et de vert ou

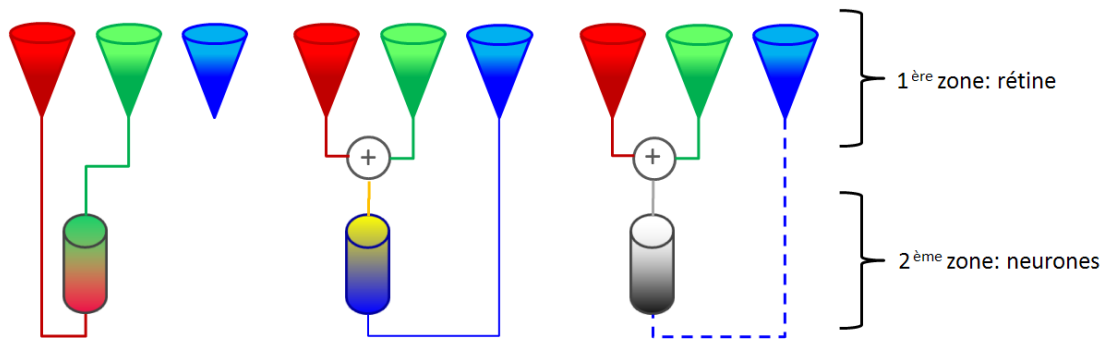


FIGURE 2.23 – Schéma de principe des processus de vision des couleurs. Les cônes sensibles au rouge (L) et au vert (M) se conjuguent pour donner la sensation de luminosité (blanc/noir), le cône sensible au bleu ne jouant qu’un rôle soustractif négligeable. Cette même conjugaison s’oppose au bleu pour donner la sensation bleu/jaune et ces mêmes cônes s’opposent pour donner la sensation vert/rouge.

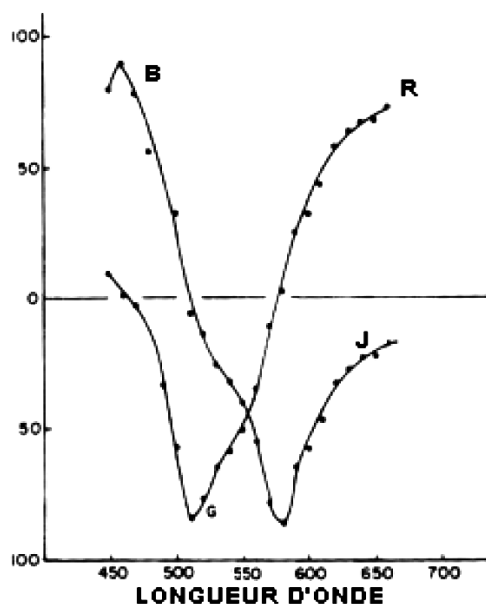
de bleu et de jaune. Il semblerait donc que les informations Rouge/vert et Bleu/Jaune soient codées sur un même canal, portant l’information rouge (bleu) ou vert (jaune) mais jamais les deux en même temps.

A la fin du XIXème siècle, un physiologiste allemand, Hering s’intéresse à l’apparence de la couleur et publie une série de recueils « Sur la sensibilité de la lumière » dans laquelle il oppose son point de vue aux défenseurs de la trichromie, alors considérée comme étant la seule explication possible des mélanges des couleurs. Il rejoint le concept de Léonard de Vinci avec sa palette à quatre couleurs : c’est la théorie des oppositions de couleur. Le rouge et le vert seraient codés ensemble de manière opposée, le bleu et le jaune également, empêchant les couleurs d’apparaître rouge-vert ou bleu-jaune à la fois. Ce principe d’opposition peut s’apparenter au principe mis en œuvre lorsque l’on fléchit l’avant-bras : le triceps se relâche et le biceps se contracte; ces deux muscles dits *antagonistes* agissent en opposition. Il en agirait de même avec l’opposition des couleurs, la perception de la couleur rouge empêchant la perception de la couleur verte et *vice versa* ; de même pour le jaune et le bleu.

Avec sa théorie, Hering s’éloigne du monde physique, sa théorie étant *a priori* incompatible avec l’idée selon laquelle la couleur est une mesure des trois composantes Rouge, Vert et Bleu. C’est finalement au milieu du XXème que les chercheurs conclurent que les deux théories étaient nécessaires pour expliquer tous les processus physiologiques : cette approche prit le nom de théorie des zones (zone theory). A l’intérieur de l’œil, la couche des cônes trichromatiques serait suivie d’une zone où les signaux RVB seraient transformés en signaux antagonistes selon deux canaux adaptés à la chrominance et un canal adapté à la luminance. Ce modèle à deux étages connaît aujourd’hui beaucoup de développements et nous permet de mieux comprendre les sensations liées aux stimuli colorés. Il peut être schématisé par une analogie avec le traitement du signal ou de l’information tel que décrit sur la figure 2.23.

Il existe de nombreuses évidences psychophysiques de l’opposition des couleurs. L’expérience de *color naming* réalisée par Boyton et Gordon permet d’étalonner l’apparence du spectre [40]. L’expérience consiste à présenter une longueur d’onde monochromatique à un observateur qui doit juger de l’apparence de la couleur en utilisant un ou deux noms parmi le rouge, vert, jaune et bleu. Si deux noms sont spécifiés, la première couleur est considérée comme prépondérante. La figure 2.24 illustre le résultat de cette expérience. Les observateurs ne mentionnent jamais de nuance rouge/vert ou bleu/jaune.

Cette théorie de l’opposition des couleurs a été critiquée, mais reste intéressante. Billock et Tsou ont cependant montré que si l’on parvient à court-circuiter une étape du fonctionnement du cerveau par des procédures expérimentales, les couleurs interdites (rouge-vert ou jaune-bleu) peuvent devenir visibles [41]. On peut cependant retenir pour le prochain paragraphe que le système d’interprétation des stimuli travaille par différences, sur un mode de renforcement/inhibition.

FIGURE 2.24 – Résultat de l'expérience de *color naming* réalisée par Boyton et Gordon [40].

2.4.2 Propriétés spatiales de la vision des couleurs

Cette partie est inspirée des travaux de thèse de David Alleysson auxquels le lecteur pourra se référer [29]. Notre système visuel est limité dans la perception spatiale et temporelle. Ainsi nous pouvons suivre un film au cinéma sans réaliser qu'il s'agit en fait d'une séquence d'images projetées à une fréquence de 24 images par seconde. De même, il nous est *a priori* impossible de lire un livre à plus d'un mètre de distance : nous devons nous rapprocher afin de distinguer les caractères. Ces deux exemples mettent bien en évidence les limitations temporelles et spatiales de la vision. Travaillant sur des images couleurs fixes, nous nous attacherons plus particulièrement aux propriétés spatiales de la vision des couleurs.

En ce qui concerne la vision des couleurs, on pourra noter que l'acuité de la vision en couleurs est inférieure à celle de la luminance. Autrement dit, si le stimulus est coloré et isoluminant, notre capacité à l'appréhender sera plus faible que dans le cas d'un stimulus variant en luminance. Ce phénomène pourrait s'expliquer par le fait que le signal de luminance provient d'une sommation entre les signaux reçus par les cônes et les bâtonnets, alors que le signal chromatique provient d'un mécanisme d'inhibition entre les cônes (section 2.4.1). Pour étudier le comportement spatial, on présente une image dont chaque pixel a la valeur d'un point d'une sinusoïde. Sur plusieurs images avec des sinusoïdes de fréquences différentes, on peut donc mesurer le niveau à partir duquel l'observateur ne voit plus la modulation. Pour obtenir la sensibilité à la fréquence, on trace l'inverse du seuil de contraste à partir duquel la stimulation est indétectable. K. Mullen a réussi à mesurer la sensibilité au contraste chromatique spatial [42]. Les résultats de la Figure 2.25 montrent que le traitement de la couleur est de type passe-bas alors qu'il est passe-bande pour une stimulation achromatique. La fréquence de coupure en chrominance est inférieure à celle en luminance. Le comportement passe-bas de la chrominance est illustré Figure 2.26.

La connaissance des fonctions de sensibilité de contraste (ou CSF de l'anglais « Contrast Sensitivity Functions ») est important dans la compréhension des phénomènes perceptuels de l'apparence colorée et dans la perception du bruit. Cependant, à l'inverse des fonctions colorimétriques adoptées par la CIE, un tel standard n'existe pas pour les CSF. En effet, la définition d'un standard n'est pas trivial, étant donné que les CSF dépendent de nombreux paramètres : la luminance du stimulus, la luminance du champ environnant, le champ de visualisation, la distance de l'observateur, la direction des stimuli (horizontal, vertical)...

Nous verrons que cela pourra être un problème dans la définition d'un indicateur de bruit visuel (section 2.5.3), puis nous reviendrons sur la nécessité et les conditions de mise en place d'une expérience psychophysique dans le dernier chapitre (Chapitre 6).

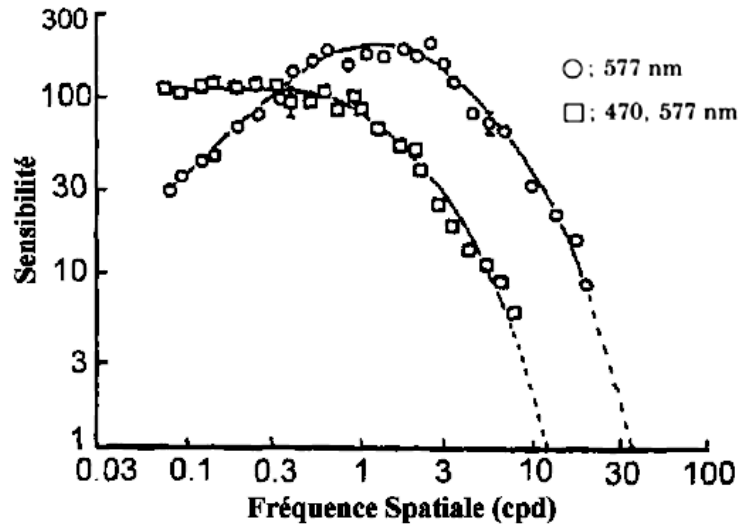


FIGURE 2.25 – Sensibilité de contraste en fonction de la fréquence spatiale en cycles par degré (cpd) pour une sinusoïde monochromatique (577nm) et une alternance bleu-jaune (470/577nm). Résultat des mesures effectuées par K. Mullen [42].

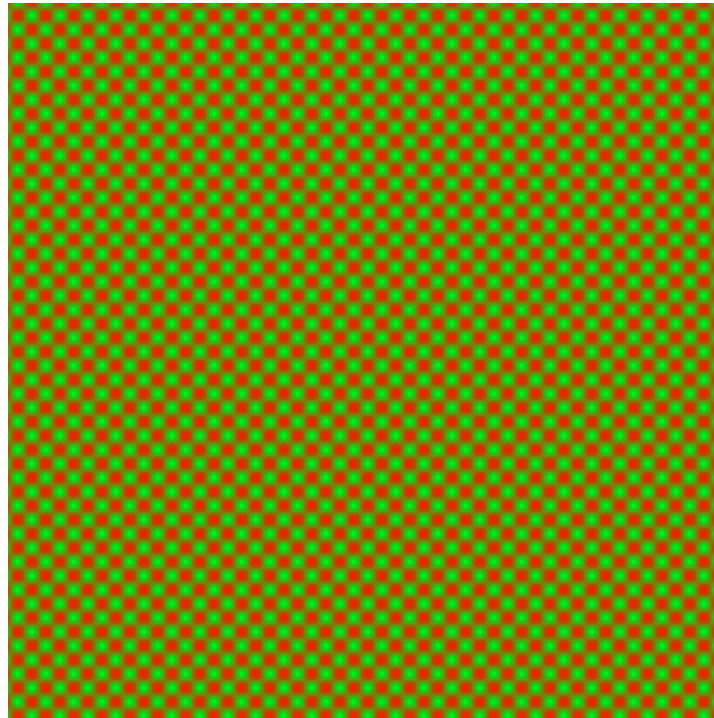


FIGURE 2.26 – Exemple de trame sinusoïdale spatiale chromatique. Proche de l'image, on perçoit une modulation alternative de rouge et de vert alors que si l'on s'éloigne de l'image il apparaît une modulation jaune et noir. Cette illustration reflète le comportement passe-bas de la chrominance.

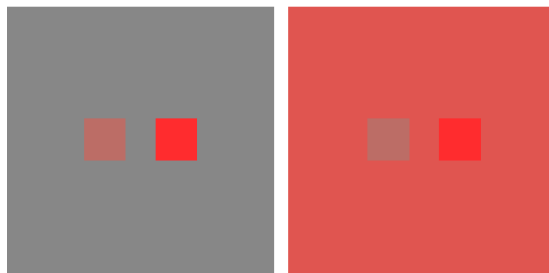


FIGURE 2.27 – Exemple d’illusion d’optique liée aux phénomènes perceptuels de l’apparence colorée : les deux petits carrés sont strictement identiques sur les deux images.

2.4.3 Les phénomènes perceptuels de l’apparence colorée

Les conditions d’observation influent de manière importante sur la perception, les phénomènes de métamérisme en sont un des meilleurs exemples avec pour une même sensation colorée des stimulations différentes. On parle de couleurs métamères pour des couleurs semblant identiques dans des conditions d’observation données alors qu’elle ont une composition spectrale différente. Cet effet est directement lié à la distribution spectrale de la source lumineuse. Dans ce paragraphe, nous détaillerons un certain nombre de phénomènes perceptuels qui entrent en ligne de compte pour la perception de changements dans l’apparence d’une scène par le système visuel humain (SVH). Ces différents phénomènes sont à l’origine de nombreuses illusions d’optiques (Fig. 2.27).

Induction Le phénomène d’induction (ou « simultaneous contrast » en anglais) traduit la variation de l’apparence colorée d’un objet en fonction des caractéristiques colorimétriques de son environnement proche.

Crispening Ce phénomène de « crispening » correspond à une augmentation de la perception des différences de couleur selon le fond.

Spreading Ce phénomène de « spreading » correspond à une diminution de la sensibilité au contraste avec les hautes fréquences.

Effet de Hunt-Stevens Cet effet décrit le fait que la coloration perçue augmente avec la luminance : un objet paraît plus vif et contrasté en pleine lumière qu’à l’ombre. De plus, le contraste augmente également avec la luminance : les couleurs sombres apparaissent encore plus sombres tandis que les couleurs lumineuses paraissent encore plus lumineuses.

Effet de Helson-Judd Cet effet illustre une modification de la teinte observée dans des conditions très spécifiques. Les observateurs sont placés dans une cabine illuminée par un éclairage quasi monochromatique (illumination impossible dans des conditions réelles). Les échantillons plus clairs que le fond prennent la teinte de la source lumineuse tandis que les échantillons plus sombres prennent au contraire la teinte complémentaire.

Effet de Bezold-Brücke Modification de la teinte observée sous l’effet d’une augmentation de l’intensité lumineuse. Cet effet apparaît à forte luminance, juste au dessous du seuil d’éblouissement. Cet effet s’explique par la saturation des cônes : la sensation colorée baisse alors.

Effet de Abney Cet effet traduit un changement de teinte avec la pureté colorimétrique.

Effet de Helmholtz-Kolhrausch Les objets de couleur apparaissent plus clairs que les objets achromatiques ayant la même luminance. Les couleurs les plus saturées apparaissent les plus brillantes.

Effet de Bartleson et Breneman Le contraste apparent d'un stimulus augmente avec l'éclairage de son environnement d'observation. À l'inverse, une image vue dans un environnement sombre apparaît avoir un contraste plus faible.

Pour plus de précisions sur ces effets, le lecteur pourra se référer à Fairchild [30] ou un certain nombre d'autres ouvrages [26, 43, 44]. Dans le paragraphe suivant deux autres effets très importants dans la perception visuelle vont être décrits : il s'agit de l'adaptation chromatique et de la constance des couleurs.

2.4.4 Adaptation chromatique

La vision humaine est capable de s'adapter, par des phénomènes mécaniques comme la contraction de l'iris, mais également grâce à des mécanismes neuronaux. On considère deux types d'adaptation : l'adaptation à la lumière (quasi-instantanée) et l'adaptation à l'obscurité (qui peut prendre jusqu'à 30 minutes).

L'adaptation à la lumière a des conséquences sur la perception des couleurs : elle est liée à un phénomène nommé la *constance des couleurs* [45]. Ce phénomène décrit le fait que sous une lumière différente, la couleur des objets apparaît relativement constante. Par exemple, les objets dans une pièce éclairée par la lumière du jour ou par une lampe à incandescence reflètent des longueurs d'onde fortement différentes alors que pourtant, la couleur de ces objets nous paraît la même. L'adaptation chromatique semble avoir pour effet de déplacer la couleur du blanc de référence. Ainsi, si l'on regarde fixement un fond bleu pendant quelques dizaines de secondes et que l'on regarde ensuite un fond achromatique, il apparaît jaunâtre : comme si la référence du blanc avait été déplacée pendant l'adaptation. Une illusion d'optique illustre ce phénomène figure 2.28. L'adaptation chromatique est un phénomène complexe car il est influencé par divers paramètres tels que le niveau d'illumination, le champ spatial et la relation temporelle.

De plus, un phénomène jouant également un rôle important est la mémoire des couleurs. Ainsi, à travers notre expérience visuelle quotidienne, nous sommes capables de reconnaître un objet et de connaître sa couleur même sous des illuminants très différents. Nous aurons donc tendance à voir les objets toujours de la même couleur.

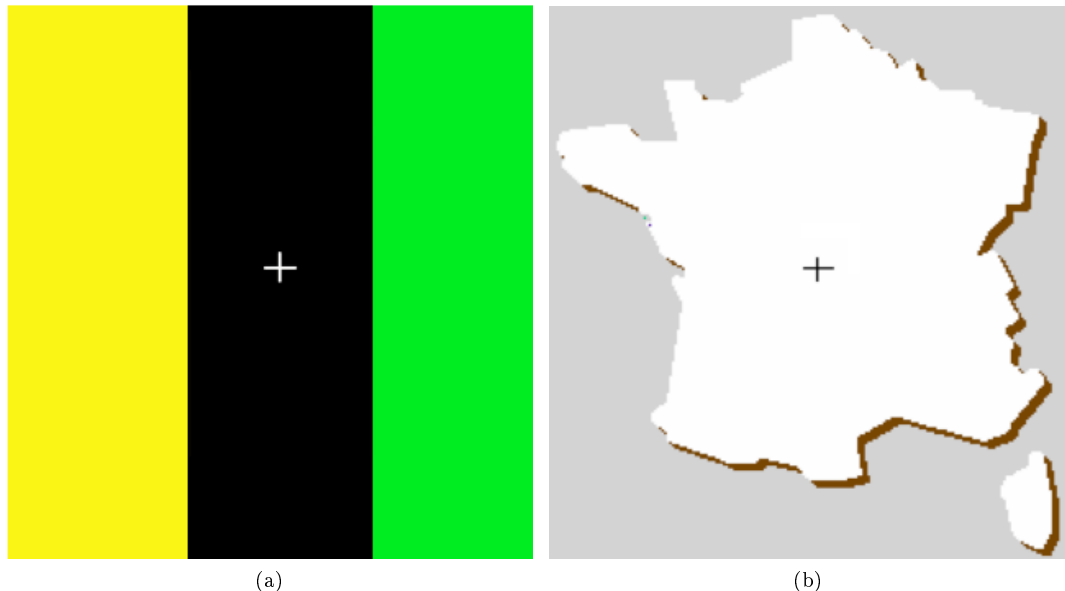


FIGURE 2.28 – Illustration de l'adaptation chromatique. Fixez attentivement la croix de gauche pendant quelques dizaines de secondes. Fixez ensuite la croix de droite, il apparaît des couleurs désaturées de teintes opposées par rapport à la figure de gauche (bleu pour le jaune et rouge pour le vert). Source : J. Herault [26].



FIGURE 2.29 – Camille Pissaro, *La Route de Versailles, Louvenciennes, soleil d'hiver et neige*, vers 1870. Huile sur toile. 46x55.3cm Musée Thyssen-Bornemisza, Madrid.

Des artistes ont su intuitivement en jouer afin d'imprimer une *impression* à leur travaux à travers une sensation colorée. Ainsi, Camille Pissaro choisit dans son tableau *La Route de Versailles, Louvenciennes, soleil d'hiver et neige* (Fig. 2.29), de peindre les ombres des arbres en violet, afin de rendre l'atmosphère froide voire glacée de son tableau : l'observateur s'adaptera à ces teintes bleutées pour en déduire une illumination de la scène sous un soleil d'hiver.

Von Kries en 1904 conjecture que les mécanismes d'adaptation sont linéaires. Il propose donc que l'adaptation soit réalisée par une transformation linéaire indépendante sur chacune des classes de cônes dans la rétine L, M et S :

Si l'on nomme $(X_S Y_S Z_S)$ les coordonnées de la couleur source et $(X_D Y_D Z_D)$ les coordonnées de la couleur de destination (adaptée à un illuminant donné), on note alors M la matrice de passage entre ces coordonnées :

$$\begin{bmatrix} X_D \\ Y_D \\ Z_D \end{bmatrix} = [M] \cdot \begin{bmatrix} X_S \\ Y_S \\ Z_S \end{bmatrix} \quad (2.21)$$

L'idée est de transformer les coordonnées XYZ dans le domaine des cônes (ρ, γ, β) , puis de normer les vecteurs par des facteurs dépendant de l'illuminant de départ et l'illuminant choisi, et enfin d'effectuer la transformation inverse des coordonnées du domaine des cônes vers XYZ. L'ensemble de ces transformations est décrit par les équations 2.22 et 2.23, les coordonnées $(X_{WS} Y_{WS} Z_{WS})$ et $(X_{WD} Y_{WD} Z_{WD})$ étant les points blancs respectivement sous les illuminants source et destination.

$$[M] = [M_A]^{-1} \begin{bmatrix} \rho_D/\rho_S & 0 & 0 \\ 0 & \gamma_D/\gamma_S & 0 \\ 0 & 0 & \beta_D/\beta_S \end{bmatrix} \cdot [M_A] \quad (2.22)$$

Avec

$$\begin{bmatrix} \rho_S \\ \gamma_S \\ \beta_S \end{bmatrix} = [M_A] \cdot \begin{bmatrix} X_{WS} \\ Y_{WS} \\ Z_{WS} \end{bmatrix} \text{ et } \begin{bmatrix} \rho_D \\ \gamma_D \\ \beta_D \end{bmatrix} = [M_A] \cdot \begin{bmatrix} X_{WD} \\ Y_{WD} \\ Z_{WD} \end{bmatrix} \quad (2.23)$$

On peut donner trois méthodes parmi celles utilisées : XYZ Scaling, Bradford et Von Kries, les différences entre ces trois méthodes résidant seulement dans la définition du domaine des cônes, *i.e.* les courbes de sensibilités physiologiques, qui n'ont pas été normalisées ou autrement dit, la différence réside simplement dans la définition de la matrice M_A [30, 39].

2.4.5 Modèles d'apparence des couleurs (CAM)

Un modèle d'apparence des couleurs (ou CAM de l'anglais « Color Appearance Model ») a pour objectif de modéliser la façon dont le système visuel humain perçoit la couleur d'un objet dans des conditions d'éclairage différentes et avec des fonds et des scènes différentes. En développant un tel modèle, une image vue dans certaines conditions d'éclairage et dans un certain environnement (par exemple une scène capturée par un capteur d'image), peut être ajustée pour sembler avoir les mêmes couleurs que si elle est vue dans des conditions complètement différentes. Un modèle est nécessaire car l'information spectrale est perdue lors de la capture d'une image sous un illuminant donné.

Plusieurs CAM existent, tels que RLAB, ZLAB, LLAB, Nayatani... et certains d'entre eux sont normalisés par le CIE comme le CIECAM97 et le CIECAM02. Nous nous attarderons sur ces derniers, le s-CIELAB ainsi que sur le modèle iCAM développé au RIT (Rochester Institute of Technology) par Mark Fairchild.

2.4.5.1 Définitions

Pour bien comprendre la terminologie, nous commencerons par nous attarder sur quelques définitions générales concernant les attributs perceptuels de l'apparence colorée. Un attribut perceptif est un caractère précis attaché à une sensation ou à un stimulus de couleur et contribuant à les décrire. L'attribut de sensation n'est pas une grandeur, mais il est possible de définir des grandeurs qui soient en corrélation approximative avec un attribut particulier. La clarté, la teinte, la saturation sont des attributs de la sensation colorée. Les mots techniques seront également donnés en anglais afin d'éviter toute confusion liée aux approximations de la traduction.

Brightness ou Brillance C'est la quantité de lumière perçue émanant d'un stimulus. Cet indicateur permet de qualifier le stimulus de plus ou moins lumineux.

Lightness ou Clarté La clarté d'un stimulus représente la brillance d'un stimulus relativement à la brillance d'un même stimulus apparaissant blanc sous des conditions similaires de visualisation. Par exemple, la page d'un livre aura une brillance donnée et une forte clarté visualisée dans des conditions en intérieur tel qu'un bureau. D'autre part, cette même page aura une brillance plus forte en extérieur par un jour ensoleillé mais aura la même clarté que dans le bureau. Pour un stimulus i :

$$Lightness(i) = \frac{Brightness(i)}{Brightness(white)} \quad (2.24)$$

Hue ou Teinte La teinte ou tonalité chromatique est la sensation visuelle de la couleur ou encore le degré auquel un stimulus peut être décrit comme similaire à une couleur tel que du rouge, vert...

Colorfulness ou Niveau de coloration Le niveau de coloration est la quantité perçue de teinte par rapport à un gris. Cet indicateur permet de qualifier un stimulus de plus ou moins coloré.

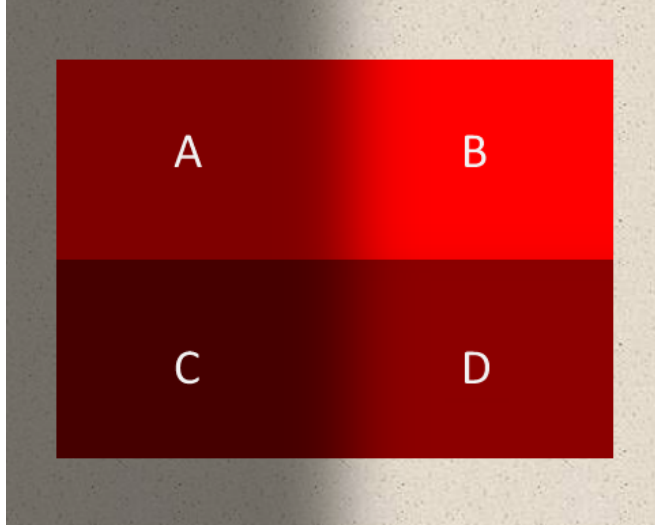


FIGURE 2.30 – Les quatre zones A,B,C et D ont la même *saturation* (pur rouge). Les zones A et B (et C et D) ont la même valeur de *chroma* ainsi que la même clarté (*Lightness*). AB ont une clarté et une chromaticité plus importante que CD. Pourtant, A et D ont en réalité exactement la même couleur à l'écran : ces deux zones émettent une lumière avec la même teinte, saturation et brillance. Cette image illustre qu'une surface de *chroma* donné a un niveau de coloration ou *colorfulness* plus élevé à plus haute illumination (B,D) qu'à plus faible illumination (A,C).

Chroma ou Chromaticité La chromaticité est le niveau de coloration par rapport à la brillance d'un stimulus apparaissant blanc sous des conditions identiques. Pour un stimulus i :

$$Chroma(i) = \frac{Colorfulness(i)}{Brightness(white)} \quad (2.25)$$

Saturation ou Saturation La saturation est le niveau de coloration d'un stimulus par rapport à sa propre brillance. Elle permet d'estimer la proportion de couleur chromatique pure dans la sensation totale. Pour un stimulus i :

$$\begin{aligned} Saturation(i) &= \frac{Colorfulness(i)}{Brightness(i)} \\ &= \frac{Colorfulness(i)}{Brightness(white)} \cdot \frac{Brightness(white)}{Brightness(i)} \\ &= \frac{Chroma(i)}{Lightness(i)} \end{aligned} \quad (2.26)$$

La figure 2.30 donne un exemple d'utilisation de ces termes.

2.4.5.2 Les principaux constituants d'un CAM

Les modèles d'apparence de la couleur sont utilisés pour étendre la colorimétrie traditionnelle (CIE XYZ, CIELAB) à la prédiction de stimuli colorés sous une grande variété de conditions d'observation. En entrée, il faut donc prendre en compte les valeurs trichromatiques du stimulus, l'illuminant, le niveau de luminance, les conditions de visualisation (distance...) etc. En sortie, les CAMs fournissent des attributs perceptuels tels que la chromaticité, la saturation et la teinte. Tous les CAMs sont caractérisés par trois points :

- Transformation d'adaptation chromatique ou CAT (de l'anglais « Chromatic Adaptation Transform ») ;
- Espace de représentation uniforme (tel que $L^*a^*b^*$) ;
- Des attributs de l'apparence.

CAT Les images capturées par un système tel que les capteurs d’images ont été prises sous un illuminant donné et ne sont donc pas adaptées à d’autres illuminants. Or, les images capturées peuvent être vues sous une large variété de sources lumineuses. Ainsi, le point blanc des écrans n’est pas nécessairement toujours calibré de la même façon tandis que dans le même temps une imprimante est généralement calibrée pour un illuminant standard D50. Afin de reproduire correctement les couleurs à l’écran ou à l’impression, il est nécessaire d’appliquer une transformation des couleurs capturées sous un illuminant donné vers les couleurs correspondantes sous l’illuminant choisi. Un exemple de transformation d’un espace à un autre utilisant une transformation d’adaptation chromatique est donné en annexe (Annexe D, exemple de la transformation de sRGB à XYZ(D50)).

Ces transformations des espaces de couleurs sont appelées CATs de l’anglais « Chromatic Adaptation Transforms ». De nombreuses recherches ont été menées afin de calculer les transformations permettant de prédire l’apparence des couleurs d’un illuminant à un autre (section 2.4.4).

2.4.5.3 Un peu d’histoire

En 1976, la CIE normalise deux espaces perceptuellement uniformes, le CIELAB et le CIE-LUV permettant de définir des distances couleurs cohérentes. C’est le commencement de l’idée d’un modèle d’apparence des couleurs. En effet, la définition de la CIE indique que

« To be considered as color appearance model, a model must account for at least chromatic adaptation and have correlates of at least lightness, chroma, and hue. ».

Le CIELAB peut donc être considéré comme le premier CAM si il est utilisé correctement avec le vrai blanc de référence. Il effectue une modélisation de l’adaptation chromatique, il permet le calcul des attributs clarté, teinte et chroma et enfin, il est uniforme et permet une mesure perceptuelle de différence de couleur (section 2.3.3.5). Cependant, CIELAB ne permet pas la prédiction des effets de luminance et du changement de la perception en fonction du fond.

En parallèle, dans le début des années 1984, Hunt et Nayatani posent les premiers éléments des modèles d’apparences de couleur (CAM) qui seront révisés quelques années plus tard. Dans les années 90, des tests sont alors réalisés par divers groupes de travail pour évaluer les modèles proposés par différents chercheurs. Les modèles RLAB et LLAB apparaissent. La nécessité d’avoir un seul modèle d’apparence couleur est soulignée au Symposium de l’Association Internationale de la Couleur à Vienne en 1996 par Hunt. Il énonce les 12 principes cités en Annexe E. Ces principes ont servi de règles de base pour établir les modèles CIECAM97 normalisés par la CIE. Le lecteur intéressé par le modèle de Natayani, Hunt, RLAB et LLAB pourra se référer à l’ouvrage de M. Fairchild [30].

2.4.5.4 CIECAM97 et CIECAM02

La formulation des CIECAM97 a été définie par le groupe de travail TC1-34 de la CIE et repose sur le travail de nombreux chercheurs. Le modèle CIECAM97s est bien adapté aux applications demandant des métriques d’apparence couleur plus sophistiquées que celles issues du CIELAB. Un modèle plus complet, le CIECAM97c a ensuite été déduit du modèle simple en incluant notamment la prédiction des effets de Helson-Judd et de Helmholtz-Kohlrausch. Le modèle CIECAM02 développé et normalisé plus tard par la CIE (TC8-01) améliore les différents niveaux de luminance pouvant être pris en compte ainsi que l’adaptation chromatique.

Les modèles CIECAM97 et CIECAM02 sont seulement développés pour une couleur simple d’entrée et un certain environnement d’illumination. Ils décomposent l’environnement d’illumination et le stimulus de couleur de la façon suivante (Fig. 2.31) :

- Stimulus de couleur : Le stimulus de couleur correspond à la couleur observée. Il est défini pour couvrir environ 2 degrés d’angle visuel.
- Le fond : Le fond est le secteur entourant immédiatement le stimulus. Il s’étend des bords du stimulus à environ 10 degrés d’angle visuel dans toutes les directions.
- Le champ environnant : Le champ environnant se prolonge à la limite de la vision du fond. Le modèle définit un champ d’environnement comme moyen, foncé, clair, etc...

Les modèles emploient le stimulus de couleur, la couleur du blanc, le fond et le champ environnant pour calculer sa représentation de la couleur de stimulus dans l’état de visualisation

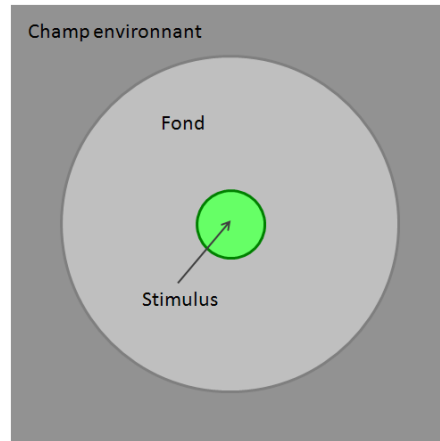


FIGURE 2.31 – Modèle des conditions d'observation.

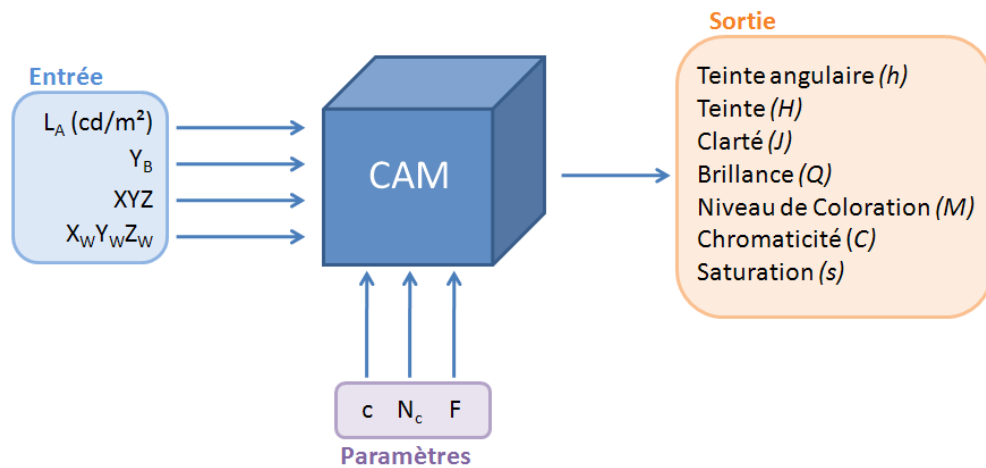


FIGURE 2.32 – Données d'entrées, paramètres et données de sortie du CIECAM02. XYZ et $X_W Y_W Z_W$ sont respectivement les valeurs relatives de tristimulus du stimulus de couleur et du blanc, L_A est la luminance du champ environnant et Y_B la luminance relative du fond. Les facteurs c , N_c et F sont les paramètres d'état de visualisation.

demandé. Une fois que les informations de clarté, de saturation et de teinte sont calculées pour le stimulus de couleur et les conditions de visualisation, elles peuvent être employées à la transformation de la couleur à un état différent de visualisation. Le but final du CAM est que les deux couleurs (celle du stimulus et la couleur dans une autre condition de visualisation) apparaissent exactement les mêmes.

La figure 2.32 schématise les données d'entrée et de sortie du modèle. Les données d'entrée sont :

- Les valeurs relatives XYZ de l'échantillon dans les conditions d'origine ;
- Les valeurs relatives $X_W Y_W Z_W$ du blanc dans les conditions d'origine ;
- La luminance du champ de visualisation, L_A en cd/m^2 ;
- La luminance relative du fond Y_B dans les conditions d'origine.

On ajoute à ces entrées des paramètres d'état de visualisation :

- c , pour l'impact de l'environnement ;
- N_c , facteur d'induction chromatique ;
- F , un facteur pour le degré d'adaptation (et un paramètre supplémentaire F_{LL} , facteur de contraste lumineux pour le modèle CIECAM97).

Ces constantes doivent être sélectionnées dans la Table 2.3. Les environnements d'observation pour lesquels la luminance relative est supérieure ou approximativement égale à 20% du blanc

TABLE 2.3 – SÉLECTION DES PARAMÈTRES DU CIECAM02.

Conditions d'observation	c	N _c	F
Average	0,69	1,0	1,0
Dim	0,59	0,95	0,9
Dark	0,525	0,8	0,8

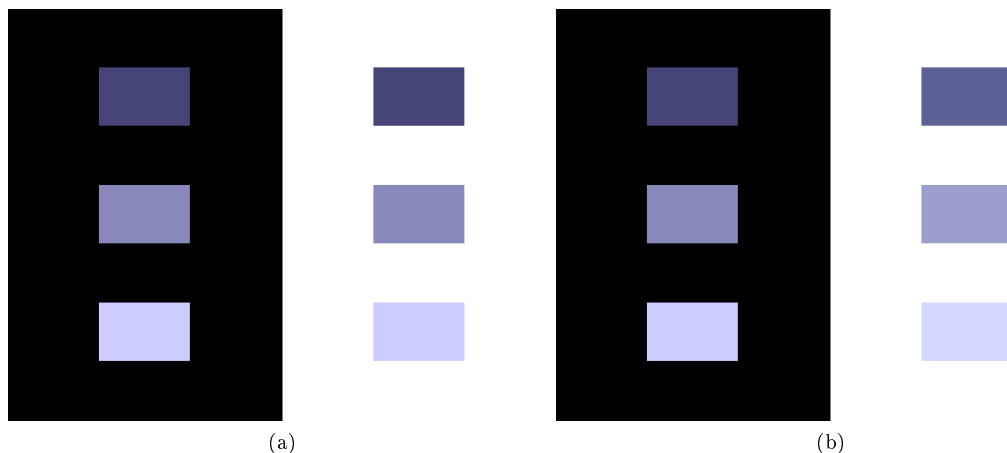


FIGURE 2.33 – Illustration de la prédiction de l'apparence des couleurs du modèle CIECAM02 (a) Les pixels ont les mêmes valeurs à gauche et à droite mais ils apparaissent différents; (b) Les valeurs des pixels sont différentes mais les carrés apparaissent identiques à gauche et à droite selon le modèle CIECAM02.

sont considérés comme « average », moins de 20% comme « dim » et à 0% ils sont considérés comme « dark ».

Une transformation d'adaptation chromatique (CAT) est alors réalisée afin d'obtenir des composantes R'_a , G'_a et B'_a du stimulus. On peut alors calculer les attributs d'apparence qui sont les données de sortie du CAM.

- La teinte angulaire (*Hue*), h (similaire au CIELAB);
- la clarté (*Lightness*), J calculée à partir de la réponse achromatique A de l'échantillon;
- la brillance (*Brightness*), Q calculée à partir de la clarté et de la réponse achromatique du blanc A_W ;
- et enfin la saturation (*Saturation*), s , la chromaticité (*Chroma*), C et le niveau de coloration (*Colourfulness*), M .

Ces modèles sont inversibles. Les équations complètes des modèles CIECAM97 et CIECAM02 sont disponibles en Annexe F. Un exemple de prédiction d'apparence des couleurs selon le modèle CIECAM02 est donné figure 2.33.

2.4.5.5 iCAM

Afin de tenter de trouver un compromis entre efficacité et complexité, les recherches continuent et c'est ainsi que le modèle iCAM (Image Camera Appearance Model) a été proposé par M. Fairchild et G. Johnson en 2002 à l'occasion de l'IS&T/SID 10th Color Imaging Conference [46]. L'intérêt d'un tel modèle est de décrire certains aspects significativement importants dans le phénomène de l'apparence des couleurs mais pas ou peu décrits par les modèles CIECAM97s ou CIECAM02, en particulier les effets spatio-temporels et la prise en compte d'un filtrage spatial ainsi que l'adaptation pour le rendu d'images en haute dynamique.

Les Figures 2.34, 2.35, et 2.36 illustrent un certains nombre d'effets pris en compte dans le modèle iCAM. Nous ne nous attarderons pas plus sur ce modèle encore en cours de développement, le lecteur pouvant se référer à un certain nombre de publications [46–52]. Nous souligne-

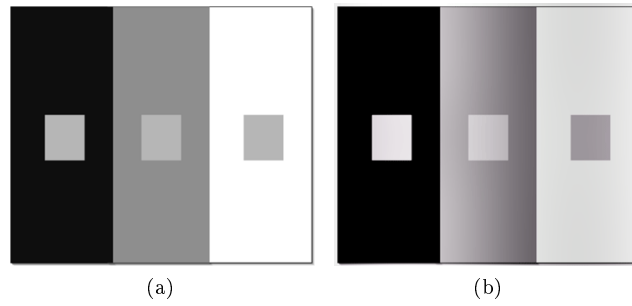


FIGURE 2.34 – Illustration de la prédiction de l'effet d'induction (a) Stimulus original ; (b) Prédiction de la clarté par le modèle iCAM. La clarté d'une zone varie en fonction de son environnement proche. Source : [http ://www.cis.rit.edu/mcsl/iCAM/](http://www.cis.rit.edu/mcsl/iCAM/)

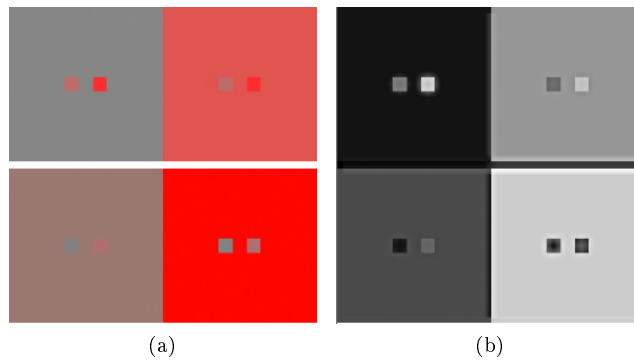


FIGURE 2.35 – Illustration de la prédiction de l'effet de « crispening » du chroma (a) Stimulus original ; (b) Prédiction de la chrominance par le modèle iCAM. La perception de la chrominance (et de la différence entre deux couleurs) est différente selon le fond. Source : [http ://www.cis.rit.edu/mcsl/iCAM/](http://www.cis.rit.edu/mcsl/iCAM/)

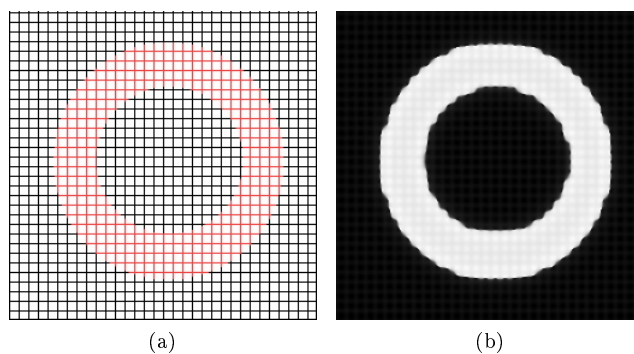


FIGURE 2.36 – Illustration de la prédiction de l'effet de « spreading » (a) Stimulus original ; (b) Prédiction de la teinte par le modèle iCAM. La perception du contraste est perturbée par les hautes fréquences du quadrillage. Source : [http ://www.cis.rit.edu/mcsl/iCAM/](http://www.cis.rit.edu/mcsl/iCAM/)

rons juste l'utilisation de CSF (Contrast Sensitivity Functions) afin de prendre en compte les effets de filtrage spatial. Nous reviendrons sur cette problématique dans le paragraphe suivant portant sur la définition d'un indicateur de bruit visuel.

L'avenir des CAMs repose sans aucun doute sur la prise en compte aisée de situations d'observation encore plus variées comme les conditions scotopiques et mésopiques, en particulier pour le cinéma numérique. L'avenir des CAMs passera en effet par leur extension à la vidéo alors qu'ils touchent actuellement essentiellement les images statiques et les arts graphiques. Par ailleurs, les évolutions quant à une meilleure connaissance du système visuel humain ne pourront qu'enrichir les CAMs qui devraient prendre en compte encore d'avantage de phénomènes chromatiques spatio-temporels du SVH.

2.5 Modèle de bruit visuel et indicateurs de qualité d'image

Dans cette section, nous allons utiliser les notions précédemment définies afin de tenter de déterminer des indicateurs de qualité d'image et en particulier un indicateur de bruit « visuel » afin de pouvoir évaluer le bruit sur un capteur d'image tel que le perçoit l'utilisateur. Nous commencerons par décrire l'indicateur couramment utilisé actuellement ainsi que ses limitations avant d'utiliser les modèles de perception couleurs pour tendre vers un indicateur plus « juste ». En effet, on arrivera à la conclusion qu'un indicateur de bruit doit être représentatif du SVH et tenir compte des conditions de visualisation et des propriétés d'affichage, d'où l'idée d'utiliser les CAMs afin d'extraire un indicateur de bruit visuel. Un article rédigé au cours de cette thèse et donné en Annexe A pourra servir de support aux principaux éléments de réflexion que nous allons détailler dans les paragraphes suivants [53].

Finalement, nous concluons ce chapitre sur les notions de qualité d'image et sur l'intérêt d'un outil de simulation tel que décrit chapitre 3.

2.5.1 L'indicateur historique de bruit

Dans le cadre des modules caméras intégrés dans des téléphones portables, l'indicateur de bruit usuel appelé « Reference SNR » ou SNR_{10} est utilisé pour évaluer le niveau de bruit pour une technologie de pixel donnée sur une image RAW et a été introduit par Alakarhu (Nokia) [54]. Le SNR10 est défini comme le niveau d'illumination de la scène (en *lux*) qui produit un SNR de 10 sur le canal de luminance pour :

- un patch gris à 18% ;
- sous l'illuminant 3200K ;
- après correction couleur ;
- avec une ouverture à $f/2,8$;
- et un temps d'intégration de 66,67ms.

Pour cet indicateur, le canal de luminance Y est calculé à partir du système RGB capteur avec le standard NTSC (National Television Standard Committee) et le point blanc de référence calculé sous l'illuminant C (Eq. 2.27).

$$Y = \begin{bmatrix} \beta_R & \beta_G & \beta_B \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} = 0.299R + 0.587G + 0.114B \quad (2.27)$$

Le SNR10 en *lux* est alors donné par $SNR_{10} = x$ lux, tel que :

$$SNR(x \text{ lux}) = \frac{\beta_R R' + \beta_G G' + \beta_B B'}{\sqrt{(\beta_R \sigma_{R'})^2 + (\beta_G \sigma_{G'})^2 + (\beta_B \sigma_{B'})^2}} = 10 \quad (2.28)$$

Avec R', G', B' et $\sigma_{R'}, \sigma_{G'}, \sigma_{B'}$ respectivement le signal et le bruit après correction couleur sur chacun des plans couleurs.

Il est déjà important de noter que cet indicateur, pourtant très couramment utilisé dans le domaine qui nous intéresse, est calculé à partir d'un standard assez ancien (NTSC) et n'étant pas utilisé dans les modèles d'apparence des couleurs. De plus, l'équation 2.28 présuppose que les

plans couleurs sont décorrélés sinon l'équation ferait apparaître des termes de covariance dans le calcul du bruit. Le paragraphe suivant va argumenter et démontrer le fait que les bruits des différents plans couleurs deviennent corrélés après les différentes opérations de la reconstruction couleur. L'équation 2.28 s'en trouvera donc faussée et le calcul mathématiquement correct sera réalisé pour deux méthodes d'interpolation différentes.

2.5.2 L'impact de la reconstruction couleur sur le bruit

Le calcul analytique correct du SNR10 après une reconstruction couleur telle que décrit figure 1.7 peut être effectué : en effet, toutes les opérations (avant la correction gamma) sont linéaires. Dans ce paragraphe, nous allons décrire le calcul pour l'interpolation des couleurs la plus simple pour un capteur Bayer : l'interpolation bilinéaire.

Le SNR sur le canal Y de la luminance peut être exprimé selon l'équation 2.29 (les termes avec un *prime* représentant les termes après interpolation et correction couleur).

$$\text{True SNR}_Y = \frac{Y'}{\sigma_{Y'}} = \frac{\beta_R R' + \beta_G G' + \beta_B B'}{\sqrt{\text{Var}(\beta_R R' + \beta_G G' + \beta_B B')}} \quad (2.29)$$

avec $\beta_R = 0.299$, $\beta_G = 0.587$ and $\beta_B = 0.114$.

$$\begin{aligned} \text{et } \text{Var}(\beta_R R' + \beta_G G' + \beta_B B') \\ = (\beta_R \sigma_{R'})^2 + (\beta_G \sigma_{G'})^2 + (\beta_B \sigma_{B'})^2 \\ + 2\beta_R \beta_G \text{cov}(R', G') + 2\beta_R \beta_B \text{cov}(R', B') + 2\beta_G \beta_B \text{cov}(G', B') \end{aligned}$$

Afin de comprendre l'effet de l'interpolation indépendamment de la correction couleur, nous allons commencer par calculer le SNR sur les plans couleurs après interpolation mais sans correction couleur (CCM) puis nous calculerons le SNR sur la luminance en prenant toute la chaîne de correction en compte.

2.5.2.1 SNR après interpolation Bilinéaire, avant CCM

La déviation standard de la moyenne d'un ensemble de N mesures est \sqrt{N} . Durant l'interpolation bilinéaire, le bruit sur chaque couleur est donc divisé par $\sqrt{2}$ ou $\sqrt{4}$ en fonction de la position du pixel considéré dans le Bayer : chaque couleur est obtenue soit directement soit en moyennant la valeur de 2 ou 4 pixels (Fig. 1.8). On fait alors la moyenne quadratique de toutes les positions occupées par un pixel de chaque couleur et on obtient le système d'équations suivant :

$$\left\{ \begin{array}{l} \sigma_{R_{\text{interp}}} = \sqrt{\frac{\sigma_R^2 + \left(\frac{\sigma_R}{2}\right)^2 + 2\left(\frac{\sigma_R}{\sqrt{2}}\right)^2}{4}} \\ \sigma_{G_{\text{interp}}} = \sqrt{\frac{2\sigma_G^2 + 2\left(\frac{\sigma_G}{2}\right)^2}{4}} \\ \sigma_{B_{\text{interp}}} = \sqrt{\frac{\sigma_B^2 + \left(\frac{\sigma_B}{2}\right)^2 + 2\left(\frac{\sigma_B}{\sqrt{2}}\right)^2}{4}} \end{array} \right. \Leftrightarrow \left\{ \begin{array}{l} \sigma_{R_{\text{interp}}} = \frac{3}{4}\sigma_R \\ \sigma_{G_{\text{interp}}} = \sqrt{\frac{5}{8}}\sigma_G \\ \sigma_{B_{\text{interp}}} = \frac{3}{4}\sigma_B \end{array} \right. \quad (2.30)$$

Le même calcul peut être fait analytiquement.

G _{R1}	R ₁	G _{R2}	R ₂
B ₁	G _{B1}	B ₂	G _{B2}
G _{R3}	R ₃	G _{R4}	R ₄
B ₃	G _{B3}	B ₄	G _{B4}

Notation : par exemple la valeur de la composante Rouge sur un pixel Green-Red sera no-

tée $R @ G_R$.

$$\begin{cases} R @ R &= R_3 \\ R @ G_R &= \frac{1}{2}(R_3 + R_4) \\ R @ G_B &= \frac{1}{2}(R_1 + R_3) \\ R @ B &= \frac{1}{4}(R_1 + R_2 + R_3 + R_4) \end{cases}$$

$$\begin{cases} G @ R &= \frac{1}{4}(G_{R3} + G_{R4} + G_{B1} + G_{B3}) \\ G @ G_R &= G_{R4} \\ G @ G_B &= G_{B1} \\ G @ B &= \frac{1}{4}(G_{R2} + G_{R4} + G_{B1} + G_{B2}) \end{cases}$$

$$\begin{cases} B @ R &= \frac{1}{4}(B_1 + B_2 + B_3 + B_4) \\ B @ G_R &= \frac{1}{2}(B_2 + B_4) \\ B @ G_B &= \frac{1}{2}(B_1 + B_2) \\ B @ B &= B_2 \end{cases}$$

Ce qui donne :

$$\begin{cases} \sigma_{R @ R} &= \sigma_R \\ \sigma_{R @ G_R} &= \sqrt{2(\frac{1}{2})^2 \sigma_R} \\ \sigma_{R @ G_B} &= \sqrt{2(\frac{1}{2})^2 \sigma_R} \\ \sigma_{R @ B} &= \sqrt{4(\frac{1}{4})^2 \sigma_R} \end{cases} \Leftrightarrow \begin{cases} \sigma_{R @ R} &= \sigma_R \\ \sigma_{R @ G_R} &= \frac{1}{\sqrt{2}} \sigma_R \\ \sigma_{R @ G_B} &= \frac{1}{\sqrt{2}} \sigma_R \\ \sigma_{R @ B} &= \frac{1}{2} \sigma_R \end{cases}$$

$$\begin{cases} \sigma_{G @ R} &= \sqrt{2(\frac{1}{4})^2 \sigma_{G_R}^2 + 2(\frac{1}{4})^2 \sigma_{G_B}^2} \\ \sigma_{G @ G_R} &= \sigma_{G_R} \\ \sigma_{G @ G_B} &= \sigma_{G_B} \\ \sigma_{G @ B} &= \sqrt{2(\frac{1}{4})^2 \sigma_{G_R}^2 + 2(\frac{1}{4})^2 \sigma_{G_B}^2} \end{cases} \Leftrightarrow \begin{cases} \sigma_{G @ R} &= \frac{1}{2\sqrt{2}} \sqrt{\sigma_{G_R}^2 + \sigma_{G_B}^2} \\ \sigma_{G @ G_R} &= \sigma_{G_R} \\ \sigma_{G @ G_B} &= \sigma_{G_B} \\ \sigma_{G @ B} &= \frac{1}{2\sqrt{2}} \sqrt{\sigma_{G_R}^2 + \sigma_{G_B}^2} \end{cases}$$

$$\begin{cases} \sigma_{B @ R} &= \sqrt{4(\frac{1}{4})^2 \sigma_B} \\ \sigma_{B @ G_R} &= 2(\frac{1}{2})^2 \sigma_B \\ \sigma_{B @ G_B} &= 2(\frac{1}{2})^2 \sigma_B \\ \sigma_{B @ B} &= \sigma_B \end{cases} \Leftrightarrow \begin{cases} \sigma_{B @ R} &= \frac{1}{2} \sigma_B \\ \sigma_{B @ G_R} &= \frac{1}{\sqrt{2}} \sigma_B \\ \sigma_{B @ G_B} &= \frac{1}{\sqrt{2}} \sigma_B \\ \sigma_{B @ B} &= \sigma_B \end{cases}$$

Les bruits sur les quatre positions sont quatre variables aléatoires sur quatre supports disjoints. Cela signifie que le bruit après interpolation sur le canal rouge par exemple peut s'exprimer comme la somme quadratique des écart-types sur chaque position.

$$\sigma_{R \text{interp}} = \sqrt{\frac{\sigma_{R @ R}^2 + \sigma_{R @ G_R}^2 + \sigma_{R @ G_B}^2 + \sigma_{R @ B}^2}{4}} = \sqrt{\frac{\sigma_R^2 + \frac{1}{2}\sigma_R^2 + \frac{1}{2}\sigma_R^2 + \frac{1}{4}\sigma_R^2}{4}}$$

Finalement, sur les trois plans couleurs :

$$\begin{cases} \sigma_{R \text{interp}} &= \frac{3}{4} \sigma_R \\ \sigma_{G \text{interp}} &= \sqrt{\frac{5}{16} (\sigma_{G_R}^2 + \sigma_{G_B}^2)} \\ \sigma_{B \text{interp}} &= \frac{3}{4} \sigma_B \end{cases} \quad (2.31)$$

On retrouve bien les résultats que l'on avait intuïtés Eq. 2.30 pour $\sigma_{G_R} = \sigma_{G_B}$.

2.5.2.2 SNR après interpolation Bilinéaire, après CCM

Afin de simplifier les écritures, on définit les valeurs de R,G et B après balance des blancs. Cette simplification n'a aucune influence sur le calcul des variances et covariances, la balance des blancs étant un simple coefficient multiplicatif sur chaque plan couleur. On peut donc exprimer le modèle de reconstruction couleur après balance des blancs comme suit :

$$\begin{cases} R' &= c_{RR} R_{\text{interp}} + c_{GR} G_{\text{interp}} + c_{BR} B_{\text{interp}} \\ G' &= c_{RG} R_{\text{interp}} + c_{GG} G_{\text{interp}} + c_{BG} B_{\text{interp}} \\ B' &= c_{RB} R_{\text{interp}} + c_{GB} G_{\text{interp}} + c_{BB} B_{\text{interp}} \end{cases}$$

Par exemple, pour le canal rouge :

$$\begin{cases} R'@R &= c_{RR}R@R + c_{GR}G@R + c_{BR}B@R \\ R'@G_R &= c_{RR}R@G_R + c_{GR}G@G_R + c_{BR}B@G_R \\ R'@G_B &= c_{RR}R@G_B + c_{GR}G@G_B + c_{BR}B@G_B \\ R'@B &= c_{RR}R@B + c_{GR}G@B + c_{BR}B@B \end{cases}$$

$$\begin{cases} R'@R &= c_{RR}R_3 + \frac{c_{GR}}{4}(G_{R3} + G_{R4} + G_{B1} + G_{B3}) + \frac{c_{BR}}{4}(B_1 + B_2 + B_3 + B_4) \\ R'@G_R &= \frac{c_{RR}}{2}(R_3 + R_4) + c_{GR}G_{R4} + \frac{c_{BR}}{2}(B_2 + B_4) \\ R'@G_B &= \frac{c_{RR}}{2}(R_1 + R_3) + c_{GR}G_{B1} + \frac{c_{BR}}{2}(B_1 + B_2) \\ R'@B &= \frac{c_{RR}}{4}(R_1 + R_2 + R_3 + R_4) + \frac{c_{GR}}{4}(G_{R2} + G_{R4} + G_{B1} + G_{B2}) + c_{BR}B_2 \end{cases}$$

$$\begin{cases} \sigma_{R'@R} &= \sqrt{c_{RR}^2\sigma_R^2 + 2(\frac{c_{GR}}{4})^2\sigma_{G_R}^2 + 2(\frac{c_{BR}}{4})^2\sigma_{G_B}^2 + 4(\frac{c_{BR}}{4})^2\sigma_B^2} \\ \sigma_{R'@G_R} &= \sqrt{2(\frac{c_{RR}}{2})^2\sigma_R^2 + c_{GR}^2\sigma_{G_R}^2 + 2(\frac{c_{BR}}{2})^2\sigma_B^2} \\ \sigma_{R'@G_B} &= \sqrt{2(\frac{c_{RR}}{2})^2\sigma_R^2 + c_{GR}^2\sigma_{G_B}^2 + 2(\frac{c_{BR}}{2})^2\sigma_B^2} \\ \sigma_{R'@B} &= \sqrt{4(\frac{c_{RR}}{4})^2\sigma_R^2 + 2(\frac{c_{GR}}{4})^2\sigma_{G_R}^2 + 2(\frac{c_{GR}}{4})^2\sigma_{G_B}^2 + c_{BR}^2\sigma_B^2} \end{cases}$$

Les bruits de la composante rouge sur les quatre positions de pixel sont quatre variables aléatoires sur des supports disjoints, d'où :

$$\sigma_{R'\text{interp}} = \sqrt{\frac{\sigma_{R'@R}^2 + \sigma_{R'@G_R}^2 + \sigma_{R'@G_B}^2 + \sigma_{R'@B}^2}{4}}$$

Le même calcul est effectué sur chaque plan couleur, on obtient alors le résultat suivant :

$$\begin{cases} \sigma_{R'\text{interp}} &= \sqrt{\frac{9}{16}c_{RR}^2\sigma_R^2 + \frac{5}{16}c_{GR}^2(\sigma_{G_R}^2 + \sigma_{G_B}^2) + \frac{9}{16}c_{BR}^2\sigma_B^2} \\ \sigma_{G'\text{interp}} &= \sqrt{\frac{9}{16}c_{RG}^2\sigma_R^2 + \frac{5}{16}c_{GG}^2(\sigma_{G_R}^2 + \sigma_{G_B}^2) + \frac{9}{16}c_{BG}^2\sigma_B^2} \\ \sigma_{B'\text{interp}} &= \sqrt{\frac{9}{16}c_{RB}^2\sigma_R^2 + \frac{5}{16}c_{GB}^2(\sigma_{G_R}^2 + \sigma_{G_B}^2) + \frac{9}{16}c_{BB}^2\sigma_B^2} \end{cases} \quad (2.32)$$

2.5.2.3 SNR_Y après interpolation Bilinéaire, après CCM

Les bruits sur les quatre positions de pixels sont des variables aléatoires sur des supports disjoints, *i.e.* le bruit sur le canal de la luminance peut être écrit comme la somme quadratique des écarts-types sur chaque position de pixel.

$$\sigma_{Y'} = \sqrt{\frac{\sigma_{Y'@R}^2 + \sigma_{Y'@G_R}^2 + \sigma_{Y'@G_B}^2 + \sigma_{Y'@B}^2}{4}}$$

Les équations 2.27 et 2.5.2.2 donnent :

$$\begin{cases} Y'@R &= \alpha_R R@R + \alpha_G G@R + \alpha_B B@R \\ Y'@G_R &= \alpha_R R@V_R + \alpha_G G@G_R + \alpha_B B@V_R \\ Y'@G_B &= \alpha_R R@V_B + \alpha_G G@G_B + \alpha_B B@V_B \\ Y'@B &= \alpha_R R@B + \alpha_G G@B + \alpha_B B@B \end{cases}$$

Avec

$$\begin{cases} \alpha_R &= \beta_R c_{RR} + \beta_G c_{RG} + \beta_B c_{RB} \\ \alpha_G &= \beta_R c_{GR} + \beta_G c_{GG} + \beta_B c_{GB} \\ \alpha_B &= \beta_R c_{BR} + \beta_G c_{BG} + \beta_B c_{BB} \end{cases}$$

D'où :

$$\begin{cases} \sigma_{Y'@R} &= \sqrt{\alpha_R^2\sigma_R^2 + \frac{\alpha_G^2}{8}(\sigma_{G_R}^2 + \sigma_{G_B}^2) + \frac{\alpha_B^2}{4}\sigma_B^2} \\ \sigma_{Y'@G_R} &= \sqrt{\frac{\alpha_R^2}{2}\sigma_R^2 + \alpha_G^2\sigma_{G_R}^2 + \frac{\alpha_B^2}{2}\sigma_B^2} \\ \sigma_{Y'@G_B} &= \sqrt{\frac{\alpha_R^2}{2}\sigma_R^2 + \alpha_G^2\sigma_{G_B}^2 + \frac{\alpha_B^2}{2}\sigma_B^2} \\ \sigma_{Y'@B} &= \sqrt{\frac{\alpha_R^2}{4}\sigma_R^2 + \frac{\alpha_G^2}{8}(\sigma_{G_R}^2 + \sigma_{G_B}^2) + \alpha_B^2\sigma_B^2} \end{cases}$$

Car

$$\begin{cases} \text{cov}(R@R, G@R) = \text{cov}(R@R, B@R) = \text{cov}(G@R, B@R) = 0 \\ \text{cov}(R@G_R, G@G_R) = \text{cov}(R@G_R, B@G_R) = \text{cov}(G@G_R, B@G_R) = 0 \\ \text{cov}(R@G_B, G@G_B) = \text{cov}(R@G_B, B@G_B) = \text{cov}(G@G_B, B@G_B) = 0 \\ \text{cov}(R@B, G@B) = \text{cov}(R@B, B@B) = \text{cov}(G@B, B@B) = 0 \end{cases}$$

On obtient alors le bruit sur le canal de luminance après interpolation bilinéaire et correction des couleurs en fonction des bruits sur chaque plan couleur donnés après balance des blancs :

$$\sigma_{Y_{\text{interp}}} = \sqrt{\frac{9}{16}\alpha_R^2\sigma_R^2 + \frac{5}{16}\alpha_G^2(\sigma_{G_R}^2 + \sigma_{G_B}^2) + \frac{9}{16}\alpha_B^2\sigma_B^2} \quad (2.33)$$

Le même calcul peut être effectué pour une interpolation plus complexe comme l'interpolation MalHeCut, du nom de ses inventeurs [55]. Le calcul est plus complexe car l'interpolation elle-même introduit une corrélation entre les plans couleurs. Le calcul est décrit en Annexe G, et le bruit sur le canal de luminance après interpolation et correction couleur est donné par :

$$\begin{aligned} \sigma_{Y'}^2 = & \left(\frac{9\alpha_R^2}{16} + \frac{5\alpha_G^2}{64} + \frac{45\alpha_B^2}{256} + \frac{\alpha_R\alpha_G}{4} + \frac{3\alpha_R\alpha_B}{8} + \frac{15\alpha_G\alpha_B}{64} \right) \sigma_R^2 \\ & + \left(\frac{63\alpha_R^2}{512} + \frac{5\alpha_G^2}{16} + \frac{63\alpha_B^2}{512} + \frac{5\alpha_R\alpha_G}{16} + \frac{27\alpha_R\alpha_B}{128} + \frac{5\alpha_G\alpha_B}{16} \right) (\sigma_{G_R}^2 + \sigma_{G_B}^2) \\ & + \left(\frac{45\alpha_R^2}{256} + \frac{5\alpha_G^2}{64} + \frac{9\alpha_B^2}{16} + \frac{15\alpha_R\alpha_G}{64} + \frac{3\alpha_R\alpha_B}{8} + \frac{\alpha_G\alpha_B}{4} \right) \sigma_B^2 \end{aligned} \quad (2.34)$$

Avec

$$\begin{cases} \alpha_R = \beta_{RCRR} + \beta_{GCRG} + \beta_{BCRB} \\ \alpha_G = \beta_{RCGR} + \beta_{GCGG} + \beta_{BCGB} \\ \alpha_B = \beta_{RCBR} + \beta_{GCBG} + \beta_{BCBB} \end{cases}$$

Les bruits sur chaque plan couleur étant donnés après balance des blancs.

Dans ce paragraphe, nous avons démontré que l'expression du bruit sur le canal de luminance après reconstruction couleur (mais avant correction gamma) peut être calculée analytiquement tant que toutes les opérations concernées sont linéaires. Le SNR « réel » calculé sur le canal de luminance dépend de la reconstruction couleur et s'exprime comme une fonction des coefficients de la balance des blancs, de la matrice de correction des couleurs (CCM) et des bruits sur chaque plan couleur de l'image RAW.

2.5.2.4 Les limitations du SNR_Y comme indicateur de bruit

Cependant, l'évaluation du bruit sur le canal de luminance n'est pas suffisant. En effet, l'oeil humain est sensible au bruit de luminance mais aussi au bruit chromatique. Par exemple, on peut séparer la luminance de la chrominance dans l'espace YUV donné par les primaires REC. ITU-R BT.601 (Eq. 2.35).

$$\begin{bmatrix} Y \\ U \\ V \end{bmatrix}_{\text{Rec.601}} = \begin{bmatrix} 0,299 & 0,587 & 0,114 \\ -0,169 & -0,331 & 0,500 \\ 0,500 & -0,419 & -0,081 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad (2.35)$$

La figure 2.37 est obtenue à partir d'un patch gris sur lequel est ajouté un bruit gaussien identique sur les trois canaux R, V et B, que l'on sépare ensuite entre le canal de luminance Y et le canal de chrominance (U et V). Il est intéressant de noter que la fréquence du bruit sur la luminance est différente de la fréquence du bruit sur la chrominance (effet de l'interpolation des couleurs pour un capteur Bayer) et que la qualité de l'image semble plus impactée par le bruit de luminance que par le bruit de chrominance.

L'indicateur SNR calculé analytiquement dans le paragraphe précédent n'est donc pas un indicateur de bruit visuel pertinent. En effet, il n'évalue le bruit que sur le canal de luminance alors qu'un indicateur de bruit devrait prendre en compte une pondération entre les différents canaux de luminance et de chrominance. Cependant, cette pondération reste à déterminer au travers d'expériences psychophysiques.

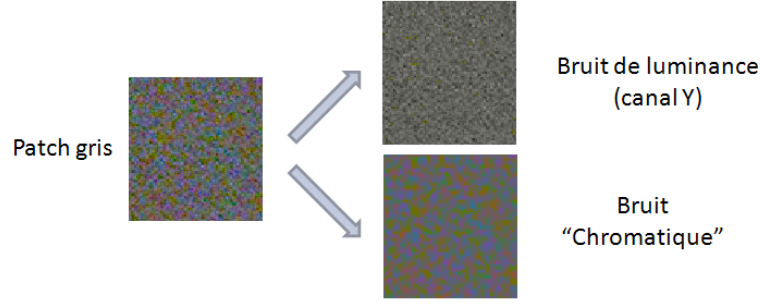


FIGURE 2.37 – Décomposition d'un patch gris selon sa luminance et sa chrominance dans l'espace YUV.

On peut cependant noter que même si l'indicateur de référence SNR10 couramment utilisé pour évaluer les performances des capteurs d'images n'est pas analytiquement exact, il introduit une sorte de balance entre le canal de luminance et de chrominance même si les coefficients de pondération ne sont pas nécessairement les plus proches de ceux qu'il faudrait utiliser pour être représentatif du Système Visuel Humain (SVH).

Finalement, on arrive à la conclusion qu'un indicateur de bruit devrait être représentatif du SVH et tenir compte des conditions de visualisation et des propriétés d'affichage, d'où l'idée d'utiliser les CAMs afin d'extraire un indicateur de bruit visuel.

2.5.3 Vers un indicateur quantitatif de bruit visuel...

La principale difficulté dans la détermination d'un indicateur quantitatif de bruit visuel est que les modèles d'apparence sont encore en cours de développement et d'amélioration. Plusieurs groupes de travail s'intéressent à cette problématique tels que l'initiative CPIQ (« Camera Phone Image Quality ») de I3A (« International Imaging Industry Association ») ou également le groupe ISO Digital Photograph TC42-WG18 mené par Dietmar Wueller (Image Engineering) et Kevin Matherson (HP/Palm). L'objectif est d'aboutir à des indicateurs, des normes et des méthodes de mesures communes aux différents fournisseurs et utilisateurs de capteurs d'images dans le monde du téléphone portable.

Au cours de cette thèse, il m'a donc fallu travailler non pas avec un indicateur visuel figé mais avec plusieurs indicateurs en tentant de déterminer lequel pourrait évaluer le mieux possible le bruit d'un capteur d'images, tout en suivant de près les avancées des différents groupes de travail. Le paragraphe suivant détaille plusieurs pistes vers un indicateur de bruit, synthèse qui a pu être réalisée à partir de l'important volume de travail de Donald Baxter (STMicroelectronics, Edinburgh) qui participe à ces groupes de travail.

ISO Noise Le bruit décrit dans le standard ISO12232 :1998 [56] et sa révision en 2006 [57], appelé « ISO Noise » est défini par une pondération des bruits sur les canaux de luminance et de chrominance définis par l'ITU-R BT.709. Les coefficients de pondération ont changé entre les versions du standard de 1998 et 2006, la version la plus récente donnant l'équation suivante :

$$\text{ISO12232 :2006, } \sigma(D) = \sqrt{\sigma_Y^2 + \left(\frac{279}{1000} \sigma_{R-Y} \right)^2 + \left(\frac{88}{1000} \sigma_{B-Y} \right)^2} \quad (2.36)$$

Avec D le niveau de signal et

$$\begin{bmatrix} Y \\ U \\ V \end{bmatrix}_{\text{Rec.709}} = \begin{bmatrix} 0,2126 & 0,7152 & 0,0722 \\ -0,0999 & -0,3361 & 0,4360 \\ 0,6150 & -0,5586 & -0,0564 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix}$$

Cependant, notre système visuel est limité dans la perception spatiale : il nous est en général impossible de lire un livre à plus d'un mètre de distance, nous devons nous en approcher pour

distinguer les lettres. La perception du bruit sur une image, qui est un phénomène plutôt hautes fréquences, est elle-même fortement influencée par notre perception spatiale et donc par les conditions de visualisation. Un indicateur de bruit doit donc prendre en compte ce phénomène. Une idée consiste à utiliser les courbes de sensibilité de contraste (ou CSF de l'anglais « Contrast Sensitivity Functions ») dans la définition d'un indicateur de bruit que l'on pourra alors qualifier de « visuel ». Ces courbes traduisent le seuil de contraste détectable par l'œil humain en fonction de la fréquence et pour chaque canal : chromatique ou achromatique (section 2.4.2). En particulier, on peut noter que la sensibilité de contraste baisse fortement pour des hautes fréquences. De plus, l'acuité en vision des couleurs (canaux chromatiques) semble inférieure à celle de la luminance (achromatique). Les indicateurs suivants utilisent les CSF pour réaliser un filtrage spatial du bruit.

Visual ISO Noise Le standard ISO15739 [58] prend en compte, dans la définition d'un bruit visuel, la réponse spatiale en fonction de la fréquence de l'œil humain. En effet, les densités spectrales de puissance du bruit (ou NPS de l'anglais « Noise Power Spectra ») sont filtrées par les fonctions de sensibilité de contraste (ou CSF) dans l'espace des couleurs opposées AC_1C_2 (défini par l'équation 2.37).

$$\begin{bmatrix} A \\ C_1 \\ C_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,0 & 1,0 & 0,0 \\ 1,0 & -1,0 & 0,0 \\ 0,0 & 0,4 & -0,4 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_E \\ Y_E \\ Z_E \end{bmatrix} \quad (2.37)$$

La transformation entre l'espace XYZ avec la référence du blanc d'égale énergie et l'espace colorimétrique sRGB est donnée par une transformation entre l'espace RGB et XYZ(D50) (avec les primaires de l'ITU-R BT.709) et une adaptation chromatique vers l'illuminant E avec une transformation d'adaptation chromatique de type Von Kries.

CIELab ΔE et Visual CIELab ΔE L'utilisation des erreurs de couleurs ΔE en tant que mesure du bruit a été discutée à la fois par Johnson et Fairchild [59] et Kleinmann et Wueller [60, 61]. Ce principe est également utilisé dans l'indicateur vSNR [62]. Le Visual CIELab & ΔE est une extension du précédent indicateur CIELab & ΔE , en incluant un filtrage spatial par les CSF dans l'espace $Y'C_1C_2$. La transformation de l'espace RGB à l'espace $Y'C_1C_2$ est donnée par la transformation de RGB vers XYZ(D65) avec les primaires de l'ITU-R BT.709 et la transformation suivante donnée par Johnson [63] :

$$\begin{bmatrix} Y' \\ C_1 \\ C_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,0556 & 0,9981 & -0,0254 \\ 0,9510 & -0,9038 & 0,0000 \\ 0,0386 & 1,0822 & -1,0276 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_{D65} \\ Y_{D65} \\ Z_{D65} \end{bmatrix} \quad (2.38)$$

Noise Power Spectra Un autre indicateur « objectif » de bruit a été proposé en 2011, basé sur les densités spectrales de puissance du bruit du système [64, 65]. L'indicateur de bruit a été optimisé à partir d'une expérience psychophysique et calibré en termes de JNDs (« Just Noticeable Differences »). Cet indicateur noté Ω est basé sur les variances CIE L^* , a^* et la covariance L^*a^* de l'image, tel que décrit par l'équation 2.39.

$$\Omega = \log_{10}(1 + 100 \cdot \sigma^2(L^*) + 5 \cdot \sigma^2(a^*) + 12 \cdot \sigma^2(L^*a^*)) \quad (2.39)$$

On notera que le canal b n'intervient pas dans le calcul de l'indicateur car son influence a été jugée négligeable lors de l'étude. Les variances sont calculées comme les volumes sous les densités spectrales de puissance après filtrage par le carré de la fonction de modulation de transfert (FTM) de l'affichage et un filtrage par une fonction de pondération en fréquence représentative du SVH. Cette dernière est choisie comme étant la FTM d'une ouverture circulaire notée D de 0.09° , notée M_C et donnée par l'équation 2.40.

$$M_c(v_d) = \frac{2 \cdot J_1(\pi \cdot D \cdot v_d)}{\pi \cdot D \cdot v_d} \quad (2.40)$$

avec v_d la fréquence en cycles/degree sur la rétine et J_1 la fonction de Bessel d'ordre 1.

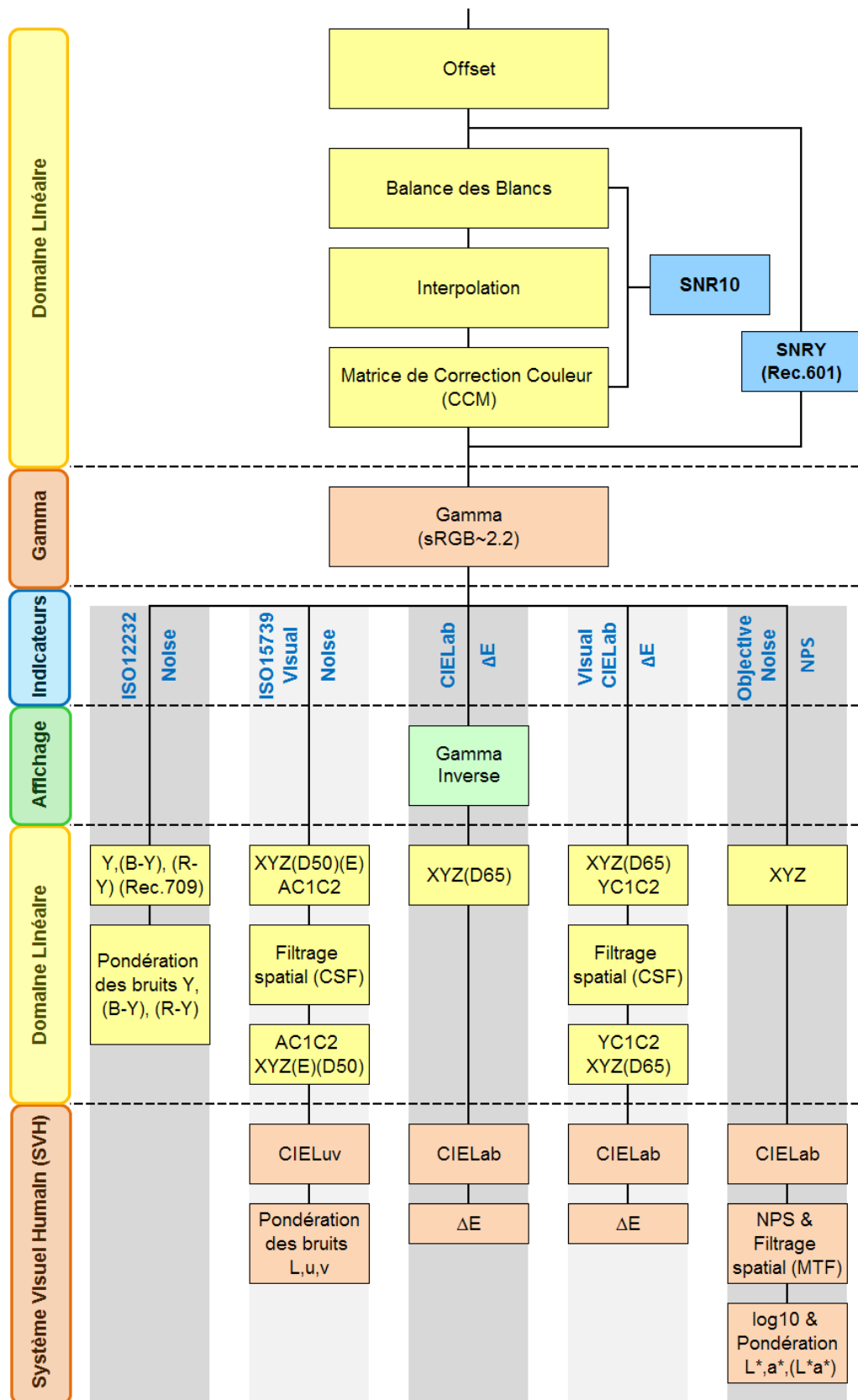


FIGURE 2.38 – Représentation des différentes pistes pour un indicateur de bruit visuel.

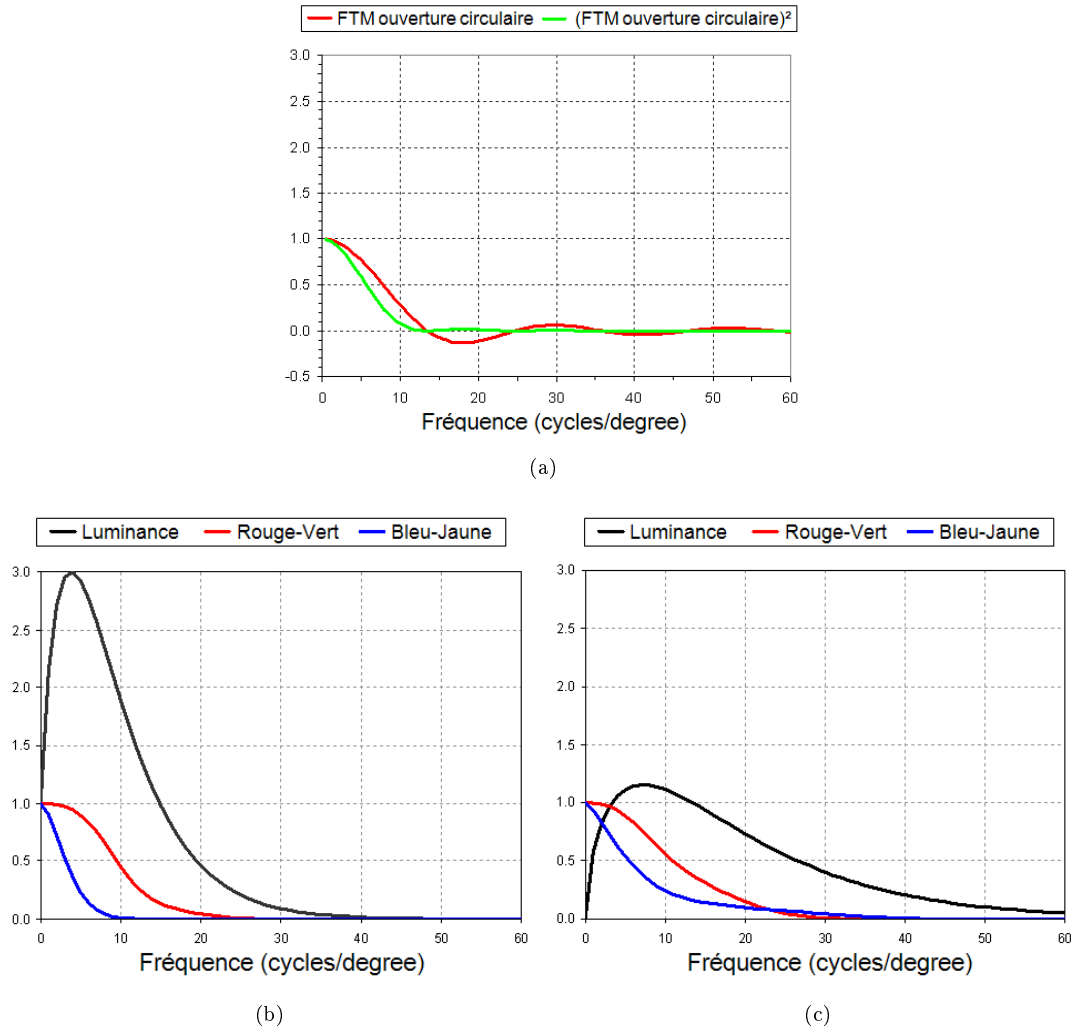


FIGURE 2.39 – Choix du filtrage spatial (a) FTM d'une ouverture circulaire, (b) CSF du standard ISO15739, (c) CSF du modèle iCAM. Source : CPIQ (I3A) [66]

L'ensemble des indicateurs de bruit décrits précédemment est représenté figure 2.38. Les attributs nécessaires à un indicateur de bruit visuel sont donc :

- une implémentation simple et rapide à partir de l'image RAW et d'un post-traitement donné ;
- la prise en compte du bruit de luminance et de chrominance, avec une pondération validée par des expériences psychophysiques ;
- la prise en compte de la résolution du capteur, des propriétés de l'affichage et des conditions de visualisation, ce qui est seulement le cas des indicateurs incluant un filtrage spatial. En effet, le nombre de cycles/degré varie en fonction des conditions de visualisation (distance) et de la résolution du capteur (taille du pixel). Le filtrage spatial permet donc de prendre ces paramètres en compte.

A propos du filtrage spatial, une des difficultés réside dans le choix de l'étude psychophysique donnant les pondérations en fonction de la fréquence. En effet, l'indicateur objectif de bruit (NPS) utilise la FTM circulaire alors que l'indicateur Visual CIELab ΔE utilise les CSF du modèle d'apparence des couleurs iCAM, elles-mêmes différentes des CSF utilisées dans la norme ISO15739 (Fig. 2.39). De plus, se pose la question de l'espace dans lequel le filtrage spatial est appliqué : les CSF sont données pour les canaux de luminance et les canaux des couleurs opposées rouge-vert et jaune-bleu. Cependant, cet espace est décrit par plusieurs modèles colorimétriques (CIELAB, YUV, ou AC_1C_2 par exemple). Ce choix peut donner des résultats

significativement différents même si cela reste un effet du second ordre dans la problématique d'un indicateur de bruit visuel. Nous reviendrons plus en détail sur la définition d'une expérience psychophysique permettant de déterminer les CSF dans le Chapitre 6.

2.6 Conclusion : Intérêt d'un simulateur d'images

Nous avons souligné dans ce chapitre que, dans l'optique de la miniaturisation des pixels et de la recherche des performances de plus en plus accrue, il est nécessaire d'avoir un indicateur de bruit le plus précis et représentatif possible du bruit réellement perçu par l'œil humain sur l'image. L'indicateur historique, dont le calcul mathématique est faussé, donnait jusqu'à présent des résultats convenables sur les différentes générations de pixels mais avec l'amélioration constante des performances, il va s'avérer nécessaire de converger vers un indicateur de bruit plus juste et précis. La recherche d'un tel indicateur est indispensable afin d'avoir un critère d'optimisation fiable pour améliorer les différentes étapes de la reconstruction couleur (Chapitre 4).

Pourtant, en raison de la complexité du système visuel humain, et surtout la difficulté de le modéliser d'une façon unique et simple, il apparaît difficile de converger dans l'immédiat vers un standard de bruit visuel adopté par tous. Plusieurs études sont cependant actuellement en cours afin de proposer un nouveau standard.

Dans le cadre de cette thèse, il est donc assez vite apparu nécessaire de construire un simulateur d'image afin de pouvoir évaluer rapidement les performances d'un capteur même si le silicium ou le module n'étaient pas complètement disponibles. Cet outil sera présenté dans le chapitre suivant (Chapitre 3).

Chapitre 3

Un simulateur d'images basé sur la caractérisation des capteurs d'images

Dans ce chapitre, nous allons présenter un outil de simulation d'images de capteurs CMOS : l'Image Quality Evaluation Tool (IQE Tool), composé d'une interface graphique développée sous Matlab®. Ce travail a été réalisé afin d'aider à l'optimisation des performances lors de la phase de développement des nouvelles générations de pixels. En effet, le développement d'un nouveau pixel est un processus relativement long et très coûteux ; d'où l'intérêt d'évaluer les performances du pixel le plus tôt possible au cours du développement.

Des outils de simulation d'images ont déjà été développés par d'autres groupes de travail [67, 68], en particulier l'outil ISET (« Image Systems Evaluation Toolkit ») développé à l'Université de Stanford [69–72] ; l'intérêt de notre démarche réside dans le fait d'avoir un outil de simulation propre à STMicroelectronics en se concentrant sur la simulation du capteur décorrélé du module global. Cet outil sera basé sur la caractérisation des capteurs d'images, en particulier la caractérisation du rendement quantique et des sources de bruit du capteur. Une originalité de notre simulateur est la prise en compte des effets hors d'axe, *i.e.* les effets liés aux pixels situés en bord de matrice en opposition aux pixels sur l'axe situés au centre de la matrice de pixels. Une méthode originale de caractérisation sera ainsi mise en place afin de caractériser le rendement quantique des pixels hors d'axe en fonction de l'angle de vue du rayon principal, appelé également CRA de l'anglais « Chief Ray Angle ». On verra alors que la technique développée permet de caractériser le pixel lui-même dans les mêmes conditions qu'en module mais sans disposer de la lentille principale. L'intérêt majeur est de pouvoir décorrélérer l'influence de la lentille (et du filtre infrarouge) de la performance du pixel lui-même mais également de pouvoir réaliser l'évaluation des performances du pixel avant même de disposer de la lentille qui n'est pas encore nécessairement définie lors de la phase de développement du pixel. Notre outil permettra alors entre autres de mettre aisément en évidence les effets de non-uniformité de couleur ou « Colour Shading » par la simulation d'images et le calcul des indicateurs tels que les colour tilts (section 1.3.4.1). L'Image Quality Evaluation Tool a donné lieu à deux publications au cours de cette thèse : le premier article [73] présente le simulateur et sa validation ainsi qu'une application tandis que le deuxième [74] décrit la mesure du rendement quantique hors d'axe et son implémentation dans notre outil. Ces deux articles sont donnés en Annexe A et pourront servir de complément à ce chapitre.

Dans un premier temps, nous nous attacherons à la caractérisation des capteurs d'images sur laquelle est basée notre simulateur d'images ; en particulier, nous présenterons une technique originale de caractérisation du rendement quantique hors d'axe basée sur un motif spécifique des filtres colorés et des microlentilles. Puis nous présenterons notre outil de simulation baptisé Image Quality Evaluation Tool (IQE Tool) basé sur la caractérisation et enfin nous validerons le modèle et nos simulations en termes de niveau de bruit sur image et de colour shading lié aux effets hors d'axe. Afin d'illustrer l'intérêt de cet outil, nous présenterons également les résultats obtenus sur plusieurs générations de pixels.

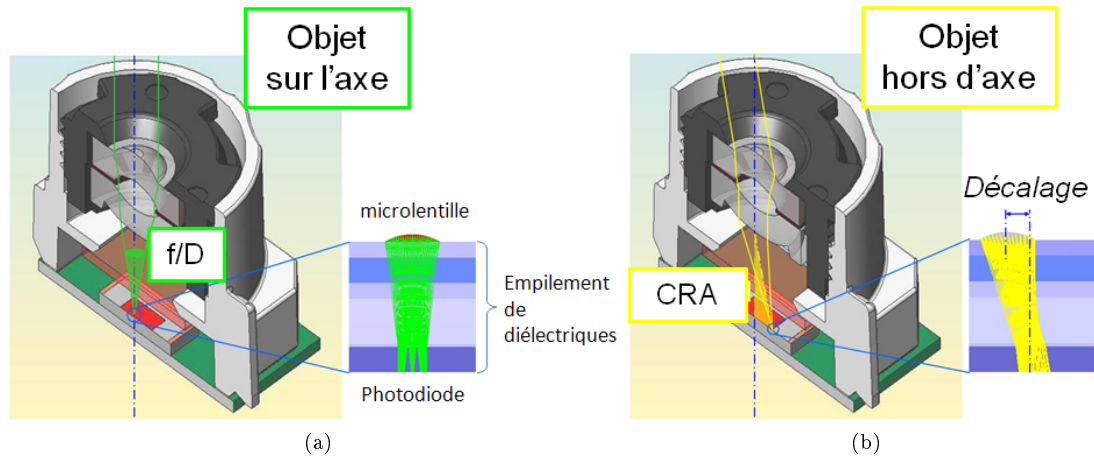


FIGURE 3.1 – Éclairage des pixels à l'intérieur du module pour une ouverture donnée (f/D) selon leur « Chief Ray Angle » (CRA) : (a) pour un pixel sur l'axe ($CRA=0^\circ$), (b) pour un pixel hors d'axe ($CRA \neq 0^\circ$). Les encarts représentent une coupe verticale du pixel en tracé de rayons avec les microlentilles et l'empilement optique au dessus du silicium.

3.1 Caractérisation des capteurs d'images CMOS

Le développement des capteurs d'images exige un dispositif spécifique permettant de caractériser leurs performances opto-électroniques. Il s'agit de mesurer aussi bien les caractéristiques purement électriques, telles que les différents bruits ou le facteur de conversion, que les caractéristiques optiques (ou opto-électroniques) des pixels telles que le rendement quantique, l'éclairement relatif, la diaphotie, etc...

Dans cette section, nous allons d'abord présenter quelques généralités sur les bancs de mesure mis à disposition au cours de cette thèse ainsi que du logiciel d'acquisition et de post-traitement utilisé, puis une nouvelle méthode originale de mesure sera présentée : la mesure du rendement quantique pour des pixels hors d'axe.

3.1.1 Description des principaux bancs de mesures

3.1.1.1 Éclairement du pixel

La caractérisation des performances du pixel d'un capteur d'images CMOS est fortement dépendante de l'éclairement du pixel. La lentille principale du module dans lequel est intégré le capteur a donc un rôle important. La méthode la plus évidente consiste à caractériser le capteur intégré à l'intérieur du module. Cependant, en cours de développement, la lentille principale n'est pas toujours nécessairement définie, et surtout disponible. En effet, la conception du module est un exercice difficile puisqu'il faut prendre de nombreux paramètres en compte tels que la taille du module, les performances optiques (champ de vue, distorsion, vignettage, nombre d'ouverture,...) mais également le prix. Cependant, toutes les performances du module ne sont pas nécessaires pour optimiser la conception du pixel ainsi que les étapes du procédé de fabrication.

L'objectif est donc de reproduire sur nos bancs de mesure l'éclairement du pixel tel qu'il le serait dans le module. En effet, la figure 3.1 montre que l'éclairement du pixel à l'intérieur du module n'est pas identique selon que le pixel est situé au centre (pixel sur l'axe) ou bien en bord de la matrice de pixels (pixel hors d'axe). Afin de définir l'éclairement de chaque pixel, nous avons besoin du nombre d'ouverture mais également de l'angle de vue du rayon principal donné par le module appelé CRA de l'anglais « Chief Ray Angle ». Le rayon principal est défini comme étant le rayon lumineux passant par le centre de la pupille de sortie de l'objectif et par le centre de la microlentille du pixel d'intérêt.

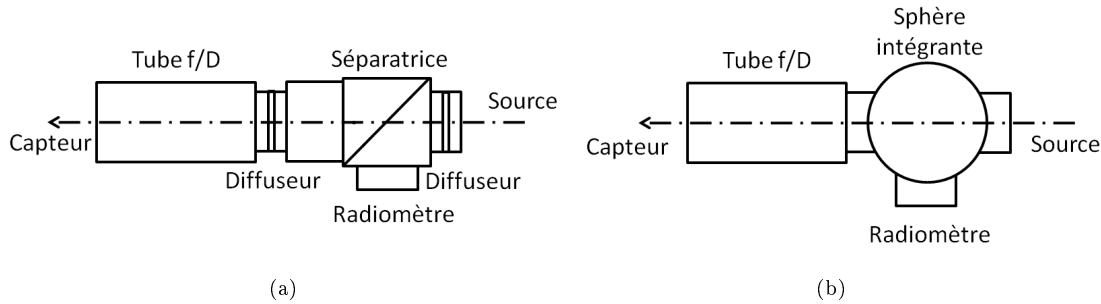


FIGURE 3.2 – Montage en éclairage diffus (a) à l'aide de diffuseurs, (b) à l'aide d'une sphère intégrante.

Sur nos bancs de mesure, nous utiliserons deux types de montages afin de reproduire une source diffuse :

- un montage avec des diffuseurs, utilisé sur le banc de mesure en lumière blanche (Fig. 3.2-a) ;
- un montage utilisant une sphère intégrante, utilisé sur le banc de mesure du rendement quantique (Fig. 3.2-b).

Dans les deux cas, l'éclairage peut être contrôlé à l'aide d'un radiomètre, soit à l'aide de la réflexion vitreuse sur une lame de verre, soit grâce à la deuxième sortie de la sphère intégrante.

3.1.1.2 Logiciel de caractérisation

Le logiciel de caractérisation utilisé est un logiciel interne spécifique au site de Crolles développé sous Labview® permettant trois fonctions principales :

- le contrôle des bancs et du capteur,
- la visualisation et l'analyse des données brutes,
- le post-traitement et le stockage des résultats.

Ce logiciel a été baptisé *Picachu* pour « PICTURE Acquisition and CHaracterization Unit ». La fenêtre principale du logiciel est illustrée figure 3.3. Les principaux menus accessibles sont les suivants :

- le menu « Die » permet de créer ou de sélectionner une nouvelle puce à caractériser ;
- le menu « Image » permet d'importer ou de sauver des images sous différents formats ;
- le menu « Plot » permet d'importer des données et de les tracer sous forme de graphiques 2D ou 3D ;
- le menu « Driver » permet de contrôler les différents éléments des bancs de mesures ;
- le menu « Processing » permet de réaliser les post-traitements ;
- Enfin le menu « Tool » regroupe différents outils tel qu'un multi-séquenceur permettant de lancer plusieurs mesures d'affilée en spécifiant des fichiers de paramétrage.

Le contrôle des bancs permet d'automatiser au maximum les mesures, ce qui, on le verra pour la mesure du rendement quantique hors d'axe, est très important pour des raisons de gain de temps. Ainsi, ce logiciel permet entre autres : d'asservir les différents éléments des bancs de mesure tels que les roues à filtres ou l'obturateur ; de contrôler le flux atteignant le capteur en récupérant les informations d'un radiomètre et en d'ajuster le temps d'intégration du capteur ; de définir les tensions d'alimentation de la carte de mesure ; et de visualiser les images du capteur en direct. Le module d'analyse et de post-traitement permet lui, entre autres, d'extraire les plans couleurs (R , G_R , G_B , et B dans le cas d'un Bayer) ou bien de définir un fichier donnant des zones particulières à extraire. Ceci sera utilisé dans le cas où plusieurs dessins de pixels auraient été embarqués sur une seule puce ou bien dans le cas où des motifs spécifiques de tests auraient été dessinés sur la puce, ce qui sera le cas dans la section 3.1.2.

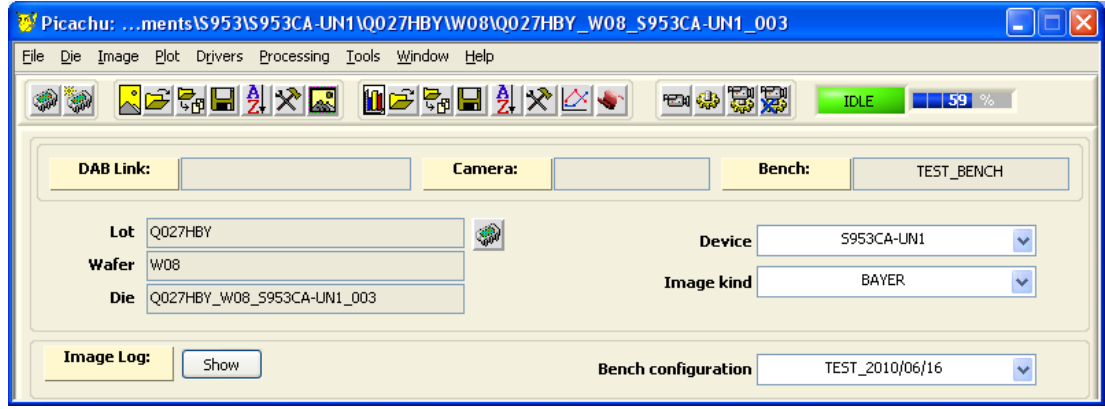


FIGURE 3.3 – Fenêtre principale du logiciel d'acquisition et de traitement des données appelé Picachu (PICture Acquisition and CHaracterization Unit).

Le logiciel permet enfin d'automatiser les routines de post-traitement et de générer des fichiers de résultats sous différents formats. En particulier, Picachu génère des .xls ce qui permet de générer des courbes et de traiter les données aisément sous Excel®.

3.1.1.3 Principaux bancs de mesure

Dans ce paragraphe, nous allons décrire les principaux bancs de mesure utilisés pour la caractérisation des pixels à STMicroelectronics. Les résultats seront utilisés comme entrée de notre simulateur d'images ou bien pour valider les résultats obtenus.

Facteur de conversion Le principe de la mesure du facteur de conversion noté γ a été décrite dans le chapitre 1 : il est obtenu par régression linéaire de la courbe $\sigma_V^2 = \gamma \cdot \mu_V$ mesurée à différents niveaux de signal (en V), avec μ_V et σ_V respectivement la moyenne et l'écart-type de la tension mesurée en sortie de pixel.

Pour la mesure, on utilise une source halogène en éclairage diffus obtenu grâce à un diffuseur et un tube f/D . On ajoute une séparatrice entre la source et le diffuseur afin de contrôler l'éclairage avec un radiomètre (Fig. 3.2-a).

On acquiert alors les images pour au minimum cinq points répartis sur la plage de signal adaptée (typiquement de 50 mV à 100 mV) obtenus par cinq temps d'intégration différents. Pour chaque temps d'intégration, on acquiert deux images sous éclairage ($Light_1$ et $Light_2$) et deux images dans l'obscurité ($Dark_1$ et $Dark_2$) et on fait la différence $\Delta Light = Light_1 - Light_2$ et $\Delta Dark = Dark_1 - Dark_2$ afin de réduire l'influence du bruit spatial fixe dans le calcul de l'écart-type. Puis on extrait la valeur moyenne et la variance selon les formules suivantes afin de supprimer les bruits de lecture et de courant d'obscurité :

$$\mu_V = \text{mean}\left(\frac{Light_1 + Light_2}{2}\right) - \text{mean}\left(\frac{Dark_1 + Dark_2}{2}\right) \quad (3.1)$$

$$\text{Var}(V) = \sigma_V^2 = \text{Var}(\Delta Light) - \text{Var}(\Delta Dark) \quad (3.2)$$

Pour chaque temps d'intégration, la mesure est réalisée plusieurs fois (typiquement 3 fois) afin d'améliorer la précision de la mesure. On réalise alors une régression linéaire de la fonction $\sigma_V^2 = f(\mu_V)$ et la pente de cette droite donne le facteur de conversion.

On peut noter que le facteur de conversion ne dépend pas du plan couleur. Cependant les pixels n'ont pas la même sensibilité en fonction du plan couleur. Lors de la mesure, seulement les pixels verts sont utilisés pour le calcul car la plage de signal choisie est adaptée à ces derniers.

Mesure des bruits et de la saturation Nous avons besoin de mesurer les principaux types de bruits du capteur d'images pour évaluer les performances du pixel mais également pour construire notre modèle mathématique de bruit qui sera utilisé dans notre simulateur d'images.

- PRNU (%) : cette mesure étudie la variation de sensibilité de chaque pixel de la matrice par rapport à une moyenne locale de ses proches voisins (situés sur le même plan couleur). La mesure est réalisée sous éclairement diffus avec une source halogène et à température ambiante. On acquiert plusieurs images sous éclairement et plusieurs images dans l'obscurité (typiquement 25) que l'on moyenne et soustrait afin de s'affranchir des autres types de bruit.
- Le bruit spatial fixe dans l'obscurité, noté Dark FPN ou DSNU (en électrons) est mesuré à température ambiante à partir de plusieurs images (typiquement 50) prises dans l'obscurité à un temps de pose donné et que l'on moyenne pour soustraire le bruit temporel. On peut noter que ce bruit a une composante thermique, qui est dépendante de la température et du temps d'exposition ainsi qu'une composante électrique, indépendante du temps d'exposition et à peu près indépendante de la température.
- Courant d'obscurité (I_{dark}) en A : la mesure est réalisée dans l'obscurité à température contrôlée (typiquement 25° / 45° / 60°) à l'aide d'une étuve. Pour chaque temps d'intégration, on prend plusieurs images (typiquement 100). Les images dans l'obscurité sont prises avec un temps d'intégration long (T_{long}) et un temps d'intégration court (T_{short}), puis l'on fait la différence afin de calculer le courant d'obscurité :

$$I_{dark} = \frac{1}{\gamma} \cdot \frac{Dark_{T_{long}} - Dark_{T_{short}}}{T_{long} - T_{short}} \quad (3.3)$$

avec $Dark_{T_{long}}$ et $Dark_{T_{short}}$ les images dans l'obscurité prises respectivement avec un temps d'intégration long et court et γ le facteur de conversion. De cette mesure, on extrait la variation statistique du courant d'obscurité (*i.e.* le bruit de grenaille ou DCSN) ainsi que la DSNU.

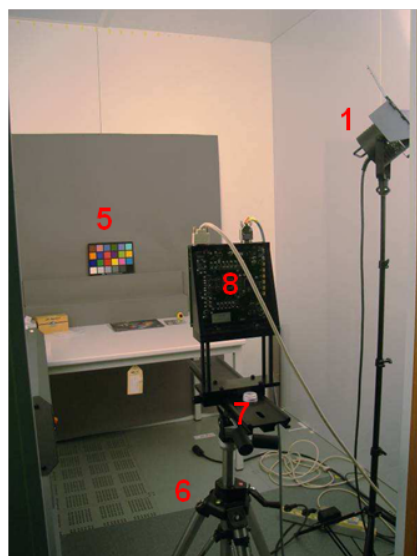
- Saturation (en e-) : cette mesure donne le nombre maximal de charges collectées. La mesure est réalisée à température ambiante sous éclairement diffus avec une source halogène. Les temps d'intégration T_{int} sont choisis selon trois zones autour de la zone de saturation : en dessous de 10% de la saturation, au delà de la saturation et dans la zone intermédiaire (typiquement 5 points pour chaque zone). La valeur de la saturation en V est donnée par l'asymptote de la courbe $V = f(T_{int})$ ainsi tracée. La valeur en électrons est ensuite donnée par le facteur de conversion.

Banc couleur et acquisition d'images L'acquisition des images est réalisée dans une pièce fermée où les conditions d'éclairage peuvent être contrôlées. La figure 3.4 illustre le montage de ce banc appelé « banc couleur ».

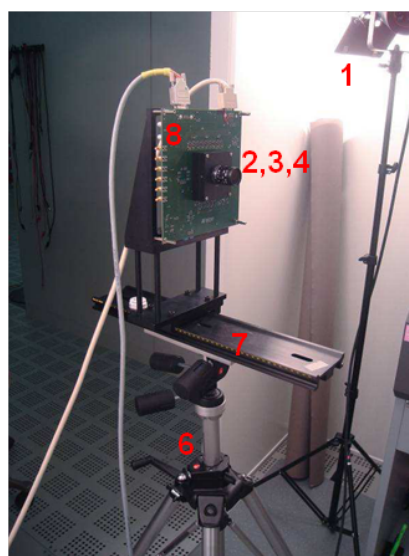
On utilise deux spots lumineux avec des ampoules halogènes de 1000W afin d'obtenir un spectre approchant d'un corps noir à 3200K et un éclairage au niveau de la scène de 2000 lux (contrôlé à l'aide d'un luxmètre). Les murs de la pièce sont blancs excepté le mur où se situe la scène qui est recouvert d'un gris neutre à 18%. Les deux spots n'éclairent pas directement la scène mais par réflexion contre les murs afin d'obtenir un éclairage le plus uniforme possible au niveau de la scène. La scène peut être constituée de différents éléments ou mires, en particulier la mire de Macbeth qui permet de calculer la matrice de correction couleur pour un capteur donné (d'où le nom de « banc couleur » qui est une des principales applications). La carte d'acquisition est reliée à un ordinateur équipé du logiciel Picachu permettant de régler les différents paramètres (temps d'intégration, gains, tensions d'alimentation de la carte,...) et de réaliser les acquisitions.

Un jeu de densités neutres est également à disposition, ce qui permet d'acquérir un ensemble d'images à différents niveaux d'éclairage. Ce banc sera utilisé lors de la validation du simulateur d'image afin de vérifier le niveau de SNR sur un ensemble d'images prises sur ce banc par rapport au SNR sur les images simulées à différents niveaux d'éclairage (section 3.3.1).

D'autres bancs de mesures ont été développés comme un banc de vieillissement et un banc de FTM (Fonction de Transfert de Modulation) mais qui ne font pas partie de l'objet de ce manuscrit. En revanche, un autre banc a été amélioré au cours de cette thèse et qui est essentiel à la caractérisation des capteurs d'images : il s'agit du banc de rendement quantique.



(a)

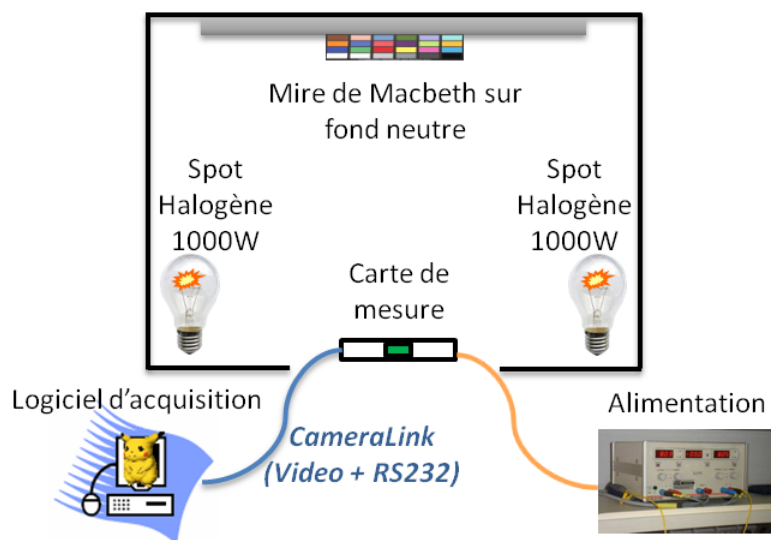


(b)



1. 2 spots halogène (ampoule OSRAM 230V/1000W)
2. Focale fixe Pentax 12mm (à f/2.8)
3. Jeu de densités neutres
4. Filtre IR + bague d'adaptation
5. Mire de Macbeth sur fond neutre (18%)
6. Trépied pro à crémaillère
7. Rail + niveau à bulle
8. Carte de mesure

(c)



(d)

FIGURE 3.4 – Vue du « banc couleur » (a) depuis l'entrée de la salle photo, (b) depuis l'intérieur de la salle photo; (c) Focale fixe, filtre infrarouge et jeu de densités neutres; (d) Schéma du banc couleur.

3.1.2 Rendement quantique sur l'axe et hors d'axe

La méthode de caractérisation du rendement quantique pour les pixels hors d'axe a été inspirée d'une précédente méthode utilisée pour la mesure de l'éclairement relatif (ou RI de l'anglais « Relative Illumination ») [75].

3.1.2.1 Banc de mesure du rendement quantique

Pour la caractérisation du rendement quantique sur l'axe et hors d'axe, un banc de mesure spécifique a été développé par l'équipe au sein de laquelle j'ai effectué mon travail de thèse. Il est composé d'une source lumineuse et d'un monochromateur, d'une sphère intégrante, d'un radiomètre et d'une carte de mesure montée sur des plateaux tournants. Le montage est réalisé sous un capotage, à l'exception de la source lumineuse qui demeure à l'extérieur, afin de ne pas influencer la mesure avec de la lumière parasite. Les différents éléments du montage sont donnés figure 3.5 ainsi qu'un schéma de l'ensemble du montage.

Ce banc permet de régler l'ensemble des paramètres de l'éclairement : le spectre, le nombre d'ouverture et l'angle d'incidence, avec une mesure de l'intensité.

Le spectre La source lumineuse utilisée est une lampe halogène en entrée d'un monochromateur à réseau, ce qui permet de sélectionner une bande étroite du spectre. Le monochromateur est composé de deux réseaux à 1200 traits/mm (blazés à 330 nm et 630 nm), le changement entre les deux réseaux s'effectuant à 370 nm. Dans le cas d'un réseau éclairé par une source non monochromatique, chaque longueur d'onde vérifie l'équation du réseau (dans l'air d'indice $n=1$) :

$$a(\sin i + \sin D) = m\lambda, \quad m \in \mathbb{N} \quad (3.4)$$

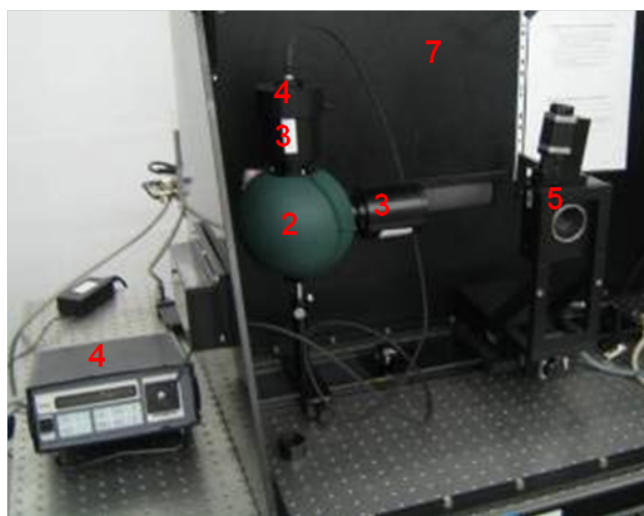
avec i l'angle d'incidence, D l'angle de diffraction, a le pas du réseau et m l'ordre de diffraction.

Pour un angle d'incidence et un angle de diffraction donnés, différentes longueurs d'onde issues des différents ordres de diffraction se superposent. Ainsi, à l'endroit où l'on observe la longueur d'onde de 600 nm pour l'ordre 1, on retrouve également celle de 300 nm de l'ordre 2 et celle de 200 nm de l'ordre 3. Pour éviter ce recouvrement des ordres, on ajoute à l'entrée du monochromateur dans la roue à filtre, un filtre passe-haut avec une coupure à 650 nm. En sortie de monochromateur, il est donc possible d'obtenir une lumière quasi-monochromatique (largeur spectrale typique de 5 nm) sur la plage du visible.

Le Nombre d'Ouverture Pour la mesure du rendement quantique, on utilise un montage en éclairage diffus (proche utilisation produit). Pour cela, on place une sphère intégrante à la sortie du monochromateur couplée à un tube f/D afin d'assurer le contrôle de la distance de la sortie de la sphère au capteur par rapport au diamètre de sortie de la sphère. On considère que le diamètre de sortie de la sphère est suffisamment large par rapport à la taille du capteur pour supposer que tous les pixels voient le même éclairage défini par son nombre d'ouverture f/D .

L'angle d'incidence Le capteur est placé sur une carte de mesure, elle-même montée sur des plateaux tournants selon les axes horizontaux et verticaux. Ainsi, n'importe quel angle de vue du rayon principal (CRA) peut être généré, tant que les axes de rotation sont bien situés dans le plan du capteur afin de garder le nombre d'ouverture f/D et le flux constants. Ce montage doit être combiné avec un motif de test spécifique embarqué sur le capteur décrit dans la section 3.1.2.2.

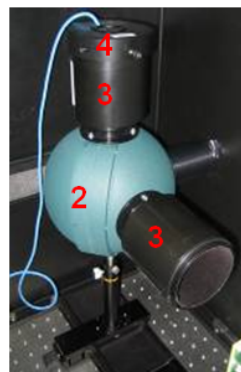
Contrôle de l'intensité Un radiomètre calibré est utilisé sur la deuxième sortie de la sphère afin de contrôler en temps réel le niveau d'éclairement. Il est important de noter que cette mesure est réalisée sur l'axe optique même lorsque le capteur sur la carte de mesure est incliné (Fig. 3.5). Il sera donc nécessaire de prendre en compte un facteur $\cos \theta$ dans la mesure de l'éclairement (Fig. 3.6). En effet, si on note $E_0(\lambda)$ l'éclairement du capteur sur l'axe (mesuré à l'aide du radiomètre), l'éclairement du capteur lorsque la carte de mesure est inclinée avec un angle d'incidence θ sera $E(\lambda, \theta) = E_0(\lambda) \cdot \cos \theta$.



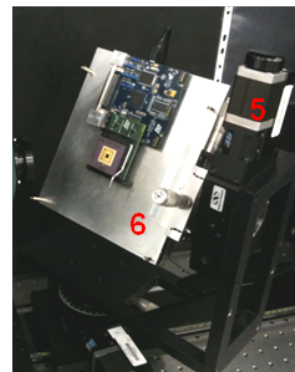
(a)



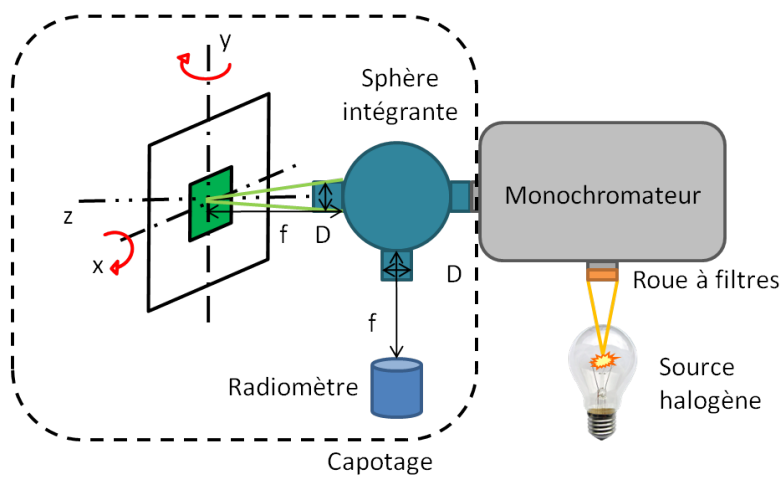
(b)



(c)



(d)



(e)

FIGURE 3.5 – (a) Vue du montage en face avant (b) Vue du montage en face arrière (c) Jonction sphère intégrante-monochromateur (d) Carte de mesure montée sur les plateaux tournants. (e) Schéma du banc de mesure du rendement quantique sur l'axe et hors d'axe.

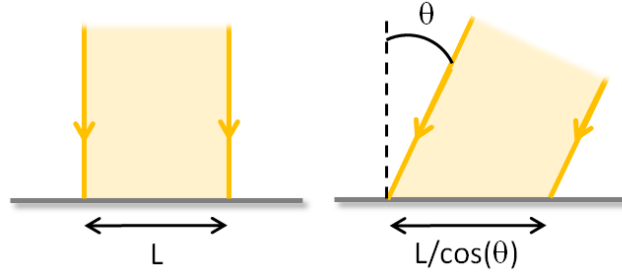


FIGURE 3.6 – Loi du cosinus pour un angle d'incidence θ .

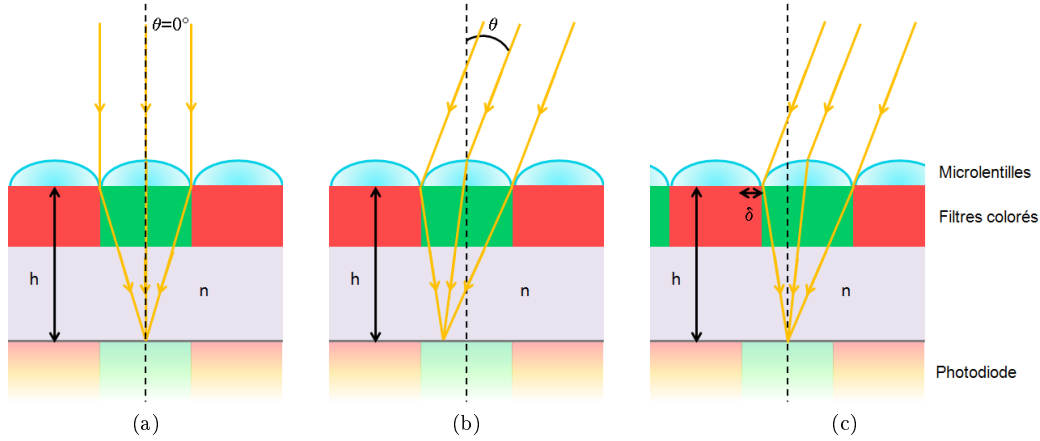


FIGURE 3.7 – Effet de décentrage du spot lumineux en fonction de l'incidence des rayons et compensation par le décalage des microlentilles et des filtres colorés. (a) incidence normale (b) incidence non nulle sans décalage (c) incidence non nulle avec décalage.

3.1.2.2 Disposition spécifique des réseaux de microlentilles et filtres colorés

L'objectif du dessin des masques des filtres colorés et des microlentilles est de simuler le module de la caméra en utilisant notre banc de mesure. Pour cela, des *blocs* ont été dessinés, chaque bloc correspondant à un point donné dans l'espace image (donné par un angle et une direction). En effet, les angles d'incidence augmentant avec la position du pixel sur la matrice, le spot lumineux au niveau du silicium va se décaler progressivement du centre du pixel, entraînant des pertes de signal. Afin de résoudre ce problème, les microlentilles (ainsi que les filtres colorés) vont être dessinées de sorte à être de plus en plus décalées à mesure que l'on s'éloigne du centre de la matrice de pixel. C'est ce décalage noté δ qui va permettre de recentrer le spot sur la photodiode (Fig. 3.7)

On comprend pourquoi il va être nécessaire de définir des blocs de mesure, chacun correspondant à un angle d'incidence (ainsi qu'un décalage associé). La première étape est de choisir l'échantillonnage dans le plan image pour la mesure. Puis, connaissant les directions et le nombre d'échantillons, la géométrie des blocs sera définie. Finalement, nous aboutirons à un arrangement de ces blocs afin de pouvoir réaliser la caractérisation avec notre banc de mesure.

Échantillonnage dans le plan image Il a été choisi d'échantillonner le plan image selon huit directions (Fig. 3.8) :

- deux directions horizontales : du centre vers la droite notée MR (de l'anglais Middle-Right), du centre vers la gauche ML (de l'anglais Middle-Left),
- deux directions verticales : du centre vers le haut notée TC (de l'anglais Top-Center), du centre vers la gauche BC (de l'anglais Bottom-Center),
- quatre directions diagonales : du centre vers le haut à droite notée TR (de l'anglais Top-Right), du centre vers le haut à gauche notée TL (de l'anglais Top-Left), du centre vers le

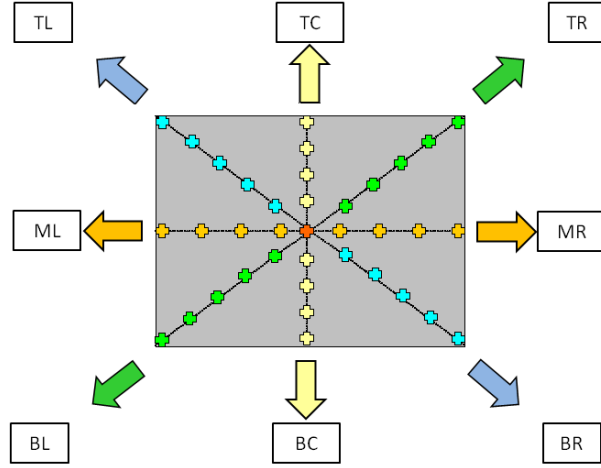


FIGURE 3.8 – Échantillonnage du plan image selon huit directions et le point central (CRA=0°).

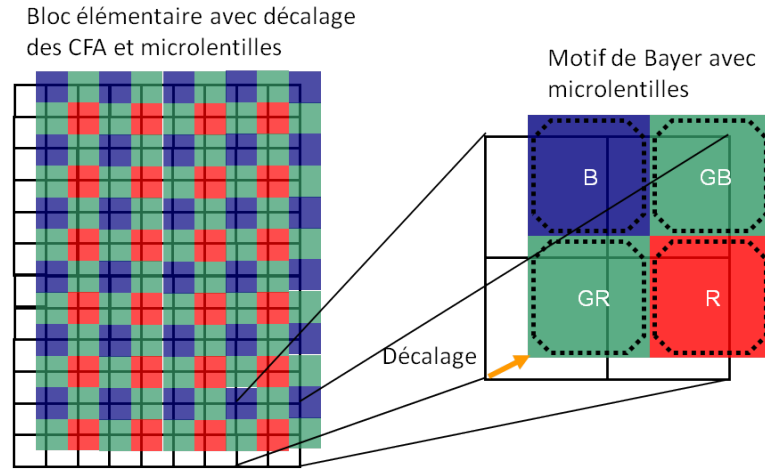


FIGURE 3.9 – Dessin d'un bloc : les filtres colorés (CFA de l'anglais « Colour Filter Array ») et les microlentilles sont décalés par rapport au pixel.

bas à droite notée BR (de l'anglais Bottom-Right), du centre vers le bas à gauche notée BL (de l'anglais Bottom-Left).

Ce choix du nombre de directions résulte d'un compromis entre la qualité de l'échantillonnage et la taille finale du motif de test intégré au capteur.

Dessin des blocs de mesure Le motif de base du masque est un bloc de pixels avec les filtres colorés et les microlentilles décalés en fonction du CRA (Fig. 3.9). Le décalage, noté δ (en $mm/^\circ$) peut être calculé en toute première approximation à partir des relations de Snell-Descartes :

$$\delta = h \cdot \tan \left(\arcsin \left(\frac{\sin(\theta)}{n} \right) \right) \quad (3.5)$$

avec h , la hauteur de l'empilement des diélectriques (en mm), n l'indice de réfraction moyen de l'empilement et θ l'angle du rayon principal ou CRA (en $^\circ$). Une autre estimation plus complexe peut être déterminée par tracé de rayons [76] ou en utilisant des simulations électromagnétiques de type FDTD (Finite Difference Time Domain) [77].

La première étape est de choisir la taille du bloc élémentaire, *i.e.* la taille du bloc qui aura le même décalage de microlentilles et de filtres colorés pour chaque pixel du bloc. Ce choix résulte d'un compromis entre la taille totale du motif de test et le nombre d'échantillons. L'étape suivante est de déterminer le ratio largeur/longueur du bloc élémentaire. Ce choix dépend des directions choisies pour l'échantillonnage comme on le verra dans le paragraphe suivant.

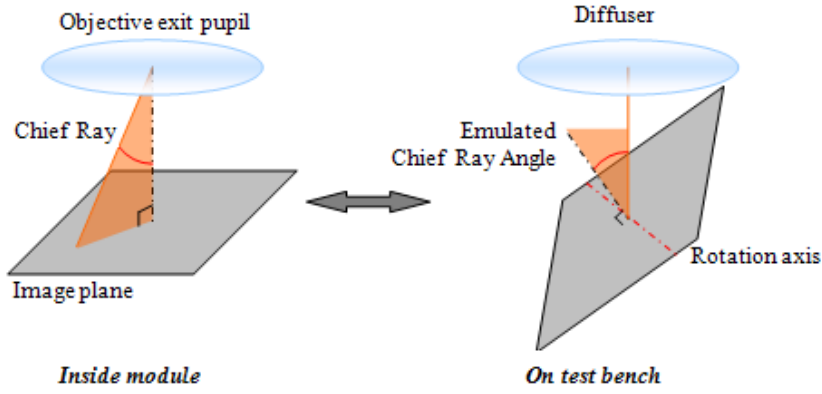


FIGURE 3.10 – Génération du CRA sur le banc de test par l'inclinaison du capteur selon un axe de rotation orthogonal au CRA généré.

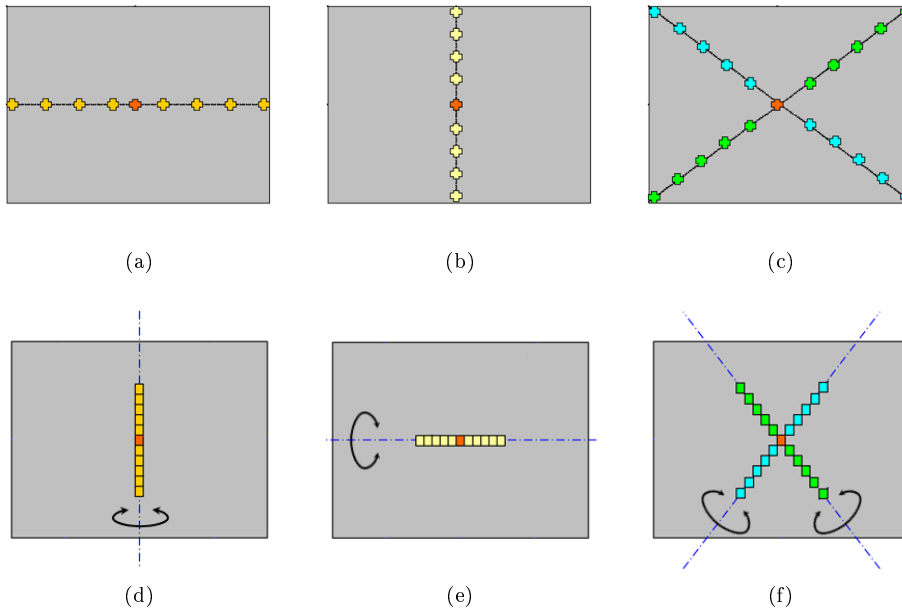


FIGURE 3.11 – Correspondance entre les directions d'échantillonnage dans le plan image et les axes de rotation utilisés sur le banc de test pour générer les CRA associés. (a) à (c) axes dans le plan image (d) à (f) axes de rotation sur le banc de test.

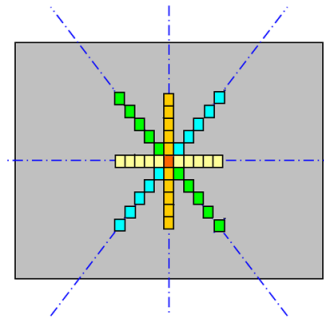


FIGURE 3.12 – Dessin du masque de test, appelé également *blockshifting*.

Arrangement des blocs Chacun de ces blocs élémentaires doit être dessiné avec soin sur le masque du motif de test, appelé *blockshifting* de l'association en anglais des mots bloc et décalage. Pour une position donnée dans l'espace image (*i.e.* un CRA et une direction donnés), le bloc élémentaire associé doit être placé sur le motif de test le long de l'axe de rotation utilisé pour générer le CRA. Cet axe de rotation sur le banc de test est orthogonal à la direction du CRA sur le produit comme illustré en figure 3.10.

Si l'on échantillonne le plan image selon les huit directions définies précédemment, les axes de rotations seront les axes orthogonaux à ces directions dans le plan du capteur. Par exemple, pour un capteur avec un format d'image de 4 : 3 (rapport entre la largeur et la hauteur de l'image), les axes de rotation seront l'axe vertical, horizontal et les axes diagonaux d'une inclinaison de 3 : 4 (Fig. 3.11).

Le dessin complet d'un exemple de masque réalisé est donné figure 3.12. Le capteur réalisé avec ce masque sera donc un capteur dédié à la caractérisation et ne pourra être destiné à un produit futur.

3.1.2.3 Acquisition et extraction des résultats

Extraction du rendement quantique Une fois le masque dessiné, il est alors possible de procéder à la caractérisation du pixel sous incidence normale mais également oblique. Pour chaque longueur d'onde, on réalise un certain nombre d'acquisitions sous éclairage uniforme (typiquement une dizaine). D'autre part, on acquiert des images dans l'obscurité afin de connaître le courant d'obscurité et pouvoir le soustraire aux images sous éclairage. On effectue d'abord une moyenne temporelle des images afin de limiter les effets du bruit temporel. On obtient alors une image moyenne sous éclairage et une image moyenne d'obscurité que l'on soustrait. Il ne faut pas oublier que pour que la soustraction des images d'obscurité aux images éclairées ait un sens, le temps d'exposition doit être constant au moins pour les images d'une même longueur d'onde. Sur l'image ainsi obtenue, l'impact du bruit temporel et du courant d'obscurité est limité.

Il est ensuite nécessaire de réaliser un fichier appelé *fichier de découpage* dans lequel on va définir les coordonnées de chacun des blocs sur l'image. Ce fichier va permettre au logiciel Picachu de réaliser le post-traitement des données pour chacun des blocs (Fig. 3.13).

On extrait alors chaque bloc ou région d'intérêt appelée également ROI (de l'anglais « Region Of Interest ») à laquelle est associée un CRA, et les différents plans couleurs (R , G_R , G_B et B pour un Bayer). Puis on réalise un moyennage des pixels de chaque plan couleur pour chaque ROI afin de réduire l'impact du bruit spatial. L'information finale est donc le signal de sortie du pixel, V_{pix} (en V) pour chaque plan couleur du capteur Bayer $i = \{R, G_R, G_B, B\}$ et pour chaque ROI, *i.e.* chaque CRA noté θ .

Le rendement quantique ou QE exprimé en % peut donc être extrait tel que décrit dans la section 1.3.2.4 par l'équation suivante :

$$QE_i(\lambda, \theta) = 100 \cdot \frac{hc}{\lambda \cdot a^2 \cdot \gamma} \cdot \frac{V_{pix}(\lambda, \theta)}{T_{int} \cdot E_0(\lambda) \cdot \cos(\theta)} \quad (3.6)$$

avec hc/λ l'énergie photonique (en J), a le pas du pixel (en m), γ le facteur de conversion (en V/e^-), T_{int} le temps d'intégration (en s) et E_0 l'éclairement du capteur sur l'axe (en $W \cdot m^{-2}$). C'est cette donnée qui sera utilisée comme entrée principale du simulateur d'image décrit dans la section 3.2. Un exemple de courbes de rendement quantique mesuré sur le banc de test décrit précédemment pour une incidence normale ($CRA=0^\circ$) est donné pour chaque plan couleur R, G_R, G_B et B sur la figure 3.14.

Extraction de l'éclairement relatif L'éclairement relatif ou RI peut être déduit de la mesure de rendement quantique hors d'axe noté QE_i pour chaque plan couleur $i = \{R, G_R, G_B, B\}$ selon l'équation suivante donnée dans le chapitre 1 :

$$RI_i(\theta) = \frac{\int_{\lambda} I(\lambda) \cdot QE_i(\lambda, \theta) \cdot \lambda d\lambda}{\int_{\lambda} I(\lambda) \cdot QE_i(\lambda, 0) \cdot \lambda d\lambda} \quad (3.7)$$

avec I le spectre de l'illuminant et λ la longueur d'onde.

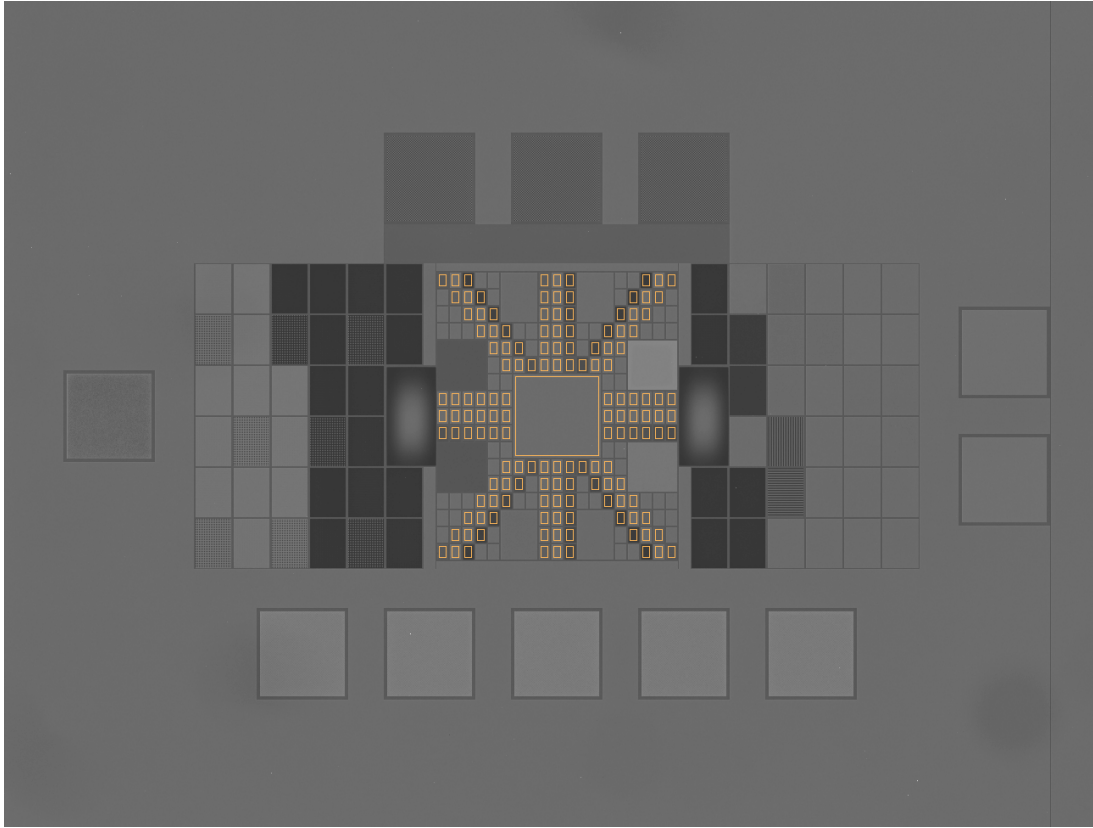


FIGURE 3.13 – Découpe des blocs du motif de test du rendement quantique hors d'axe, appelé également *blockshifting* dans le logiciel Picachu (encadrés oranges). Image 4 : 3 prise pour une longueur d'onde de 570 nm. Les axes de rotation sont l'axe horizontal, l'axe vertical et les axes diagonaux à 3 : 4.

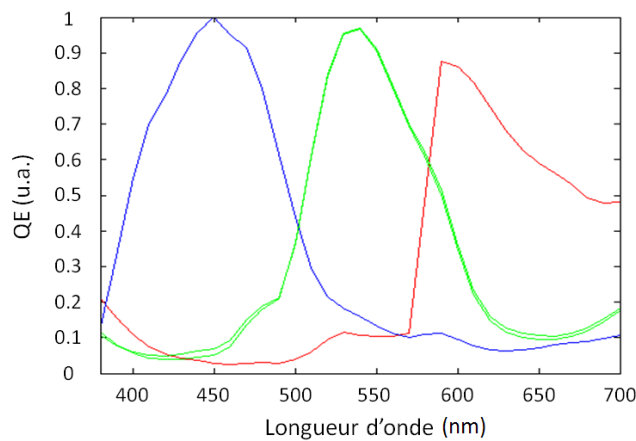


FIGURE 3.14 – Exemple de courbes de rendement quantique normées à 1 (unités arbitraires) pour un capteur de Bayer sous incidence normale ($CRA=0^\circ$).

La mesure de la RI pourrait être réalisée directement selon la méthode décrite par Vaillant [75] sous un illuminant donné. L'intérêt de réaliser la mesure du rendement quantique hors d'axe est que l'on dispose de l'information spectrale : la RI peut donc être calculée une fois la mesure effectuée pour n'importe quel illuminant. Cette liberté a cependant un coût en terme de temps de mesure : chaque rendement quantique mesuré sur la plage de longueur d'onde du visible (de 380 à 720 nm tous les 10 nm) dure approximativement 13 minutes. Si l'on échantillonne le plan image selon 8 directions pour 6 angles par direction, soit 49 points de mesure en comptant la mesure du rendement quantique sur l'axe, on aboutit à un temps de mesure total d'un peu plus de 10h30 pour chaque puce.

Au cours de cette partie, l'ensemble des moyens de caractérisation à disposition au cours de cette thèse ont été présentés ainsi que le développement d'un nouveau banc de mesure du rendement quantique hors d'axe. La suite de ce chapitre décrira le simulateur d'images qui a été développé au cours de cette thèse ainsi que la manière dont sont intégrés au modèle les résultats expérimentaux, ces derniers étant obtenus grâce aux moyens de caractérisation.

3.2 Image Quality Evaluation Tool : IQE Tool

L'Image Quality Evaluation Tool (IQE Tool) est un outil basé sur la caractérisation des pixels permettant de générer des images simulées, dans l'objectif d'évaluer les performances du pixel sur des images. Dans un premier temps, nous allons décrire la manière dont nous allons modéliser l'image de la scène et le capteur ; puis nous décrirons plus précisément l'implémentation de ces modèles *i.e.* les équations utilisées dans le code de l'outil pour déduire le signal en électrons au niveau du capteur puis la reconstruction de l'image finale. Enfin, nous présenterons l'interface graphique de l'outil avec ses différents modules en particulier le module qualité d'image (IQ module) ainsi que le système utilisé pour gérer les différentes versions développées au cours de cette thèse.

3.2.1 Modélisation de la scène et du capteur

3.2.1.1 Images multispectrales

Les images multispectrales permettent d'avoir accès à l'information à la fois spatiale et spectrale d'une scène, d'un matériau ou d'une source lumineuse. Elles diffèrent en cela des images capturées par un capteur d'images couleur conventionnel RVB qui intègre le spectre lumineux sur la partie rouge, verte et bleue du spectre, en analogie avec le système visuel humain et ses trois types de photorécepteurs (section 2.2.3.2). Une caméra multispectrale va intégrer l'information lumineuse mais sur des plages de longueur d'ondes beaucoup plus fines. Le nombre d'images sur la totalité du spectre visible dépend de la caméra et des besoins de l'application. L'image obtenue contient donc plus d'informations qu'une image prise avec un capteur RVB ou même qu'une scène vue par l'œil humain : cela permet l'étude de différents phénomènes optiques ou visuels tels que le métamérisme [78] ou bien la constance des couleurs [79].

Une image multispectrale peut être représentée comme un cube contenant deux dimensions spatiales (largeur et hauteur de l'image en pixels) et une dimension spectrale (la longueur d'onde en nm) comme illustré sur la figure 3.15-a. La même image vue par un capteur d'images standard RVB est illustrée en figure 3.15-b. Un exemple d'image multispectrale synthétique est la mire de Macbeth appelée Macbeth ColorChecker® 24 ou 96 patches. Elle est dite synthétique car l'image n'est pas prise par une caméra multispectrale mais simulée à partir des réponses spectrales de chacun des patches de la mire qui sont normalisés et donc connus. La figure 3.16-a illustre la mire de Macbeth sous l'illuminant D65 (section 2.2.1.2) et la figure 3.16-b représente la réponse spectrale en réflexion de chacun des 24 patches de la mire sur le spectre visible. Cette mire est constituée de dix-huit patches colorés et six gris neutres. C'est une mire de calibration universellement utilisée dans le monde de la photo, de l'imprimerie, de l'impression numérique et de la télévision.

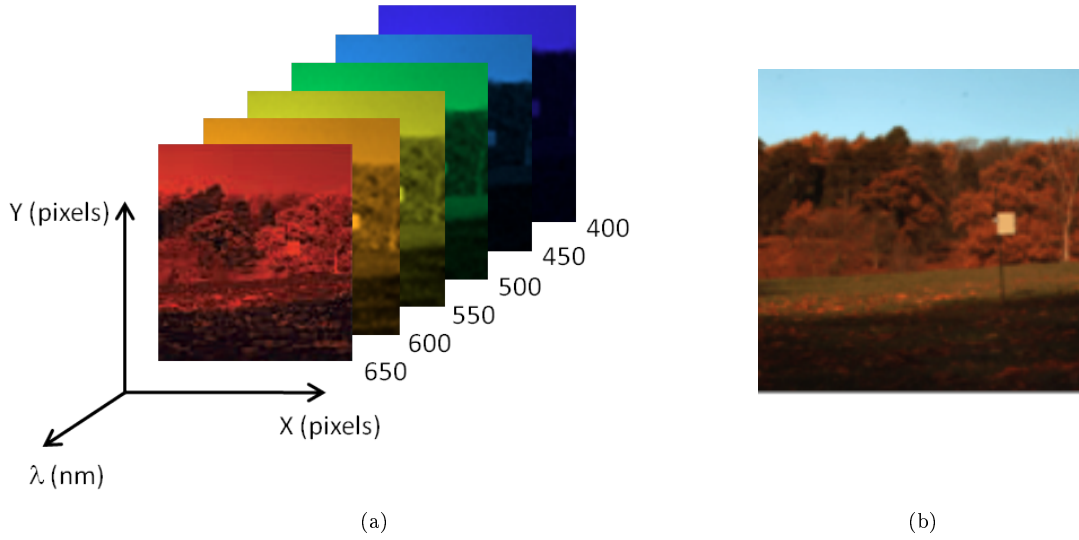


FIGURE 3.15 – (a) Image multispectrale représentée comme un cube avec pour 3ème dimension la longueur d’onde. (b) Image RVB. Image de l’Université de Bristol [80]

N’ayant pas eu à disposition une caméra multispectrale au cours de cette thèse, nous nous sommes tournés vers des bases de données d’images multispectrales d’autres groupes de recherches, disponibles sur internet. Les images utilisées proviennent de quatre bases de données principales dont quelques exemples sont donnés figure 3.17 : l’University of Columbia [81], l’University of East Anglia (UEA) [82], l’University of Bristol [80] et la base de données de D. Foster de l’University of Manchester [83, 84]. Ces différentes images multispectrales ont l’intérêt de présenter des images de scènes naturelles et d’objets en intérieur.

Ces images multispectrales ou bien des cas particuliers d’images multispectrales comme la mire synthétique de Macbeth ou encore d’autres mires de test telles que des mires de résolution ou des mires pour évaluer les effets de *moiré*, seront une des entrées de notre outil de simulation : c’est l’information de la scène. L’autre entrée correspondra aux données du capteur : le rendement quantique et le modèle de bruit du capteur.

3.2.1.2 Passage de l’espace angulaire à l’espace image

Nous avons vu que le rendement quantique était mesuré dans l’espace angulaire ($QE = f(\theta)$). Cependant, nous voulons simuler une image c’est pourquoi il est nécessaire de définir le passage de l’espace angulaire à l’espace image de l’objectif. La plupart du temps, l’optique du module est relativement complexe et la contrainte très forte imposée sur la taille du module couplée avec des résolutions de plus en plus élevées entraînent des fonctions $CRA = f(h)$ de plus en plus complexes, avec h la distance à l’axe optique. Un exemple d’objectif de module et sa fonction associée est illustré figure 3.18-a,b.

Cependant, nous avons expliqué en introduction de ce chapitre que l’objectif est de simuler la performance du pixel en s’affranchissant de l’impact de l’objectif. Par défaut, dans le modèle implémenté nous choisirons donc une lentille mince parfaite dont seule la focale effective appelée également EFL (de l’anglais « Effective Focal Lens ») sera définie. L’expression du CRA (en °) en fonction de la hauteur sur l’image notée h (en mm) pour une lentille mince visant un objet à l’infini est défini par l’équation suivante :

$$h = EFL \cdot \tan(\theta) \quad (3.8)$$

La figure 3.18-c illustre cette équation pour $EFL=4,28$ mm, identique à l’EFL de l’objectif de module présenté figure 3.18-a.

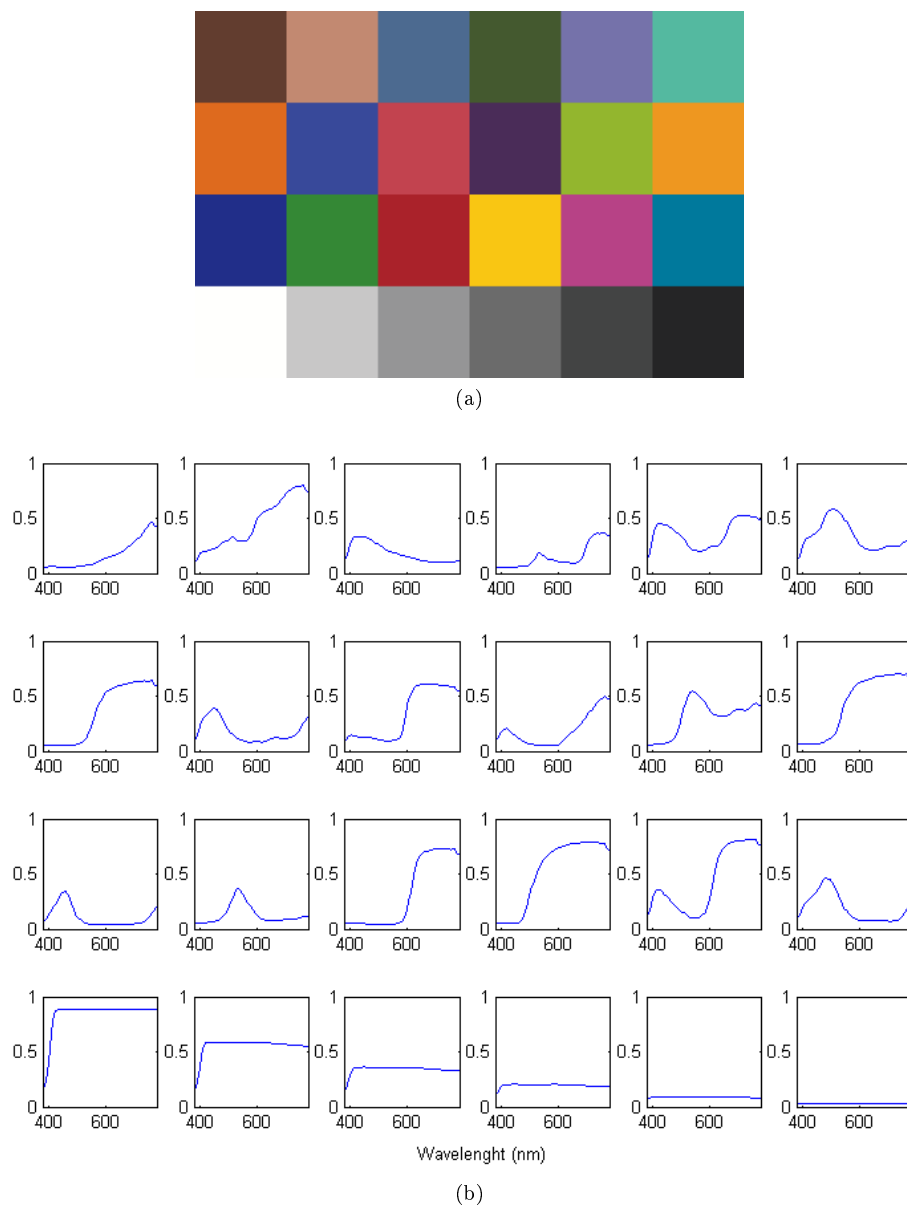
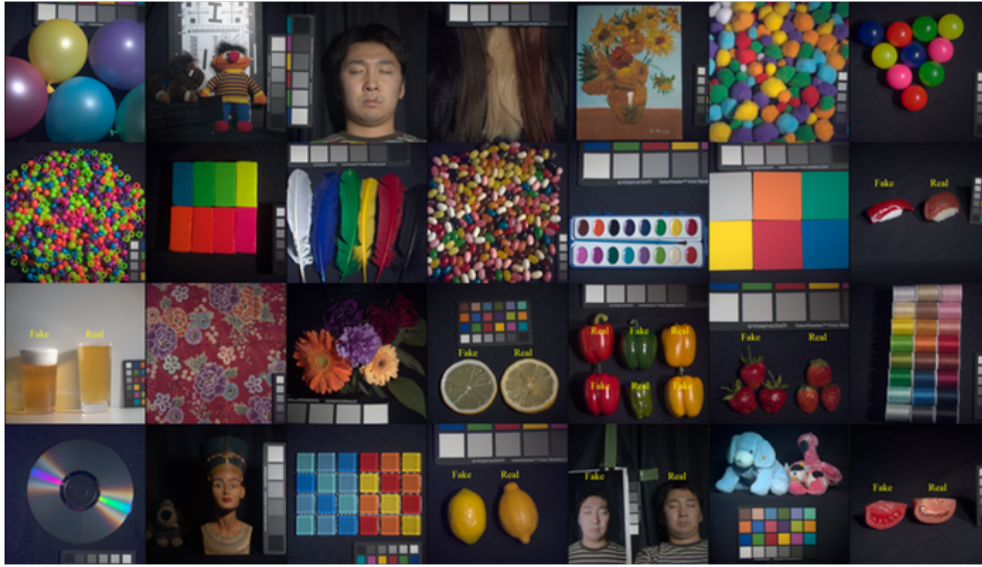


FIGURE 3.16 – (a) Image synthétique de la mire de Macbeth 24 patches sous l'illuminant D65. (b) Réponse spectrale en réflexion des 24 patches de la mire de Macbeth.



(a)



(b)



(c)



(d)

FIGURE 3.17 – Exemple de bases de données d'images multispectrales disponibles pour des activités de recherche (a) University of Columbia [81] (b) University of Manchester [83, 84] (c) University of East Anglia (UEA) [82] (d) University of Bristol [80]

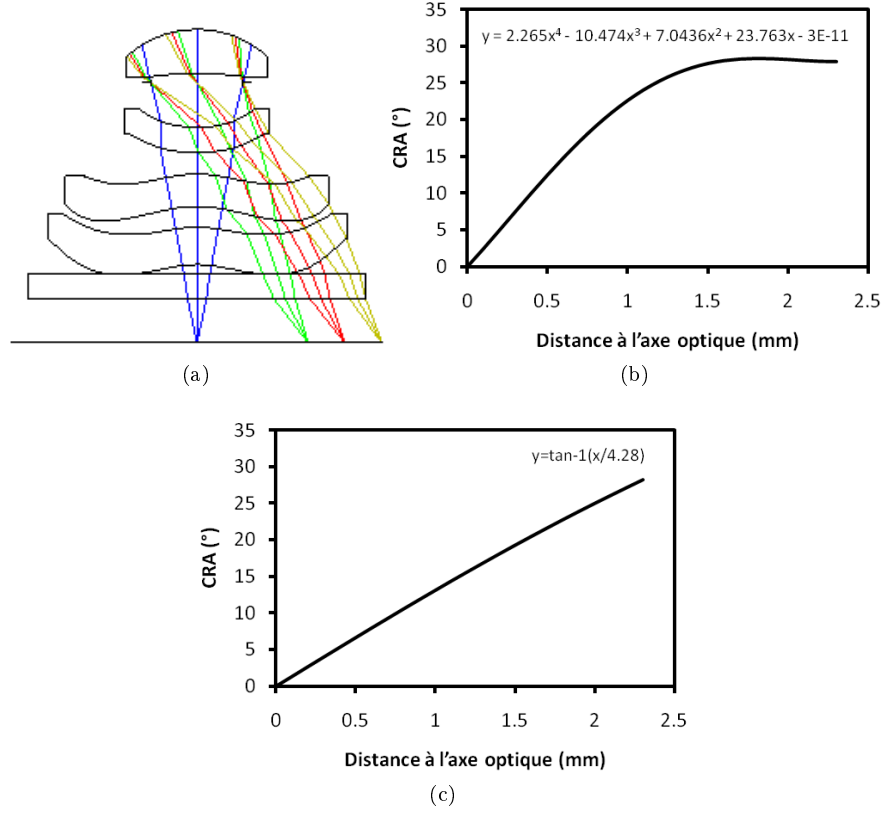


FIGURE 3.18 – (a) Exemple d'objectif du module composé d'un jeu de plusieurs lentilles (b) CRA en fonction de la distance à l'axe optique pour l'objectif composé de plusieurs lentilles (c) CRA en fonction de la distance à l'axe optique pour une lentille mince de focale effective 4,28 mm à l'infini.

3.2.1.3 Modèle de bruit

Afin d'estimer les performances du capteur d'images en fonction du niveau d'éclairement, un modèle mathématique a été utilisé afin de déterminer le niveau de bruit pour un niveau de signal donné. Ce modèle sépare les contributions du bruit en six groupes (quatre contributions de bruit temporel et deux contributions de bruit spatial), tels que définis dans la section 1.3.3.

- le bruit de lecture et de remise à zéro du pixel appelé $\sigma_{Readout}$, considéré comme constant, *i.e.* spatialement uniforme et indépendant du niveau de signal et du temps d'intégration;
- le bruit spatial fixe dans l'obscurité (ou Dark FPN), appelé également DSNU que l'on notera $\sigma_{DarkFPN}$;
- le bruit correspondant à la variation statistique du courant d'obscurité ou « Dark Current Shot Noise », appelé σ_{DCSN} qui est fonction du temps d'intégration τ et de la température T ;
- le bruit spatial fixe sous éclairement (ou PRNU de l'anglais « Pixel Response Non Uniformity »), causant une erreur dont la variance est proportionnelle au carré du signal S : $\sigma_{PRNU}^2 = (PRNU \cdot S)^2$;
- le bruit de grenaille photonique noté σ_{Shot} décrit par une loi de Poisson. La variance de ce bruit est donc égale à sa valeur moyenne *i.e.* la valeur du signal, S . On a donc $\sigma_{Shot}^2 = S$;
- et finalement le bruit de quantification dû à la conversion analogique-numérique noté $\sigma_{Quantization}$ qui dépend du nombre de bits de l'ADC (typiquement 10), de la charge à saturation et du niveau de signal.

L'hypothèse avancée est alors que chaque source de bruit est indépendante, ce qui implique que l'on peut faire la somme des variances des différentes sources (*i.e.* la somme quadratique

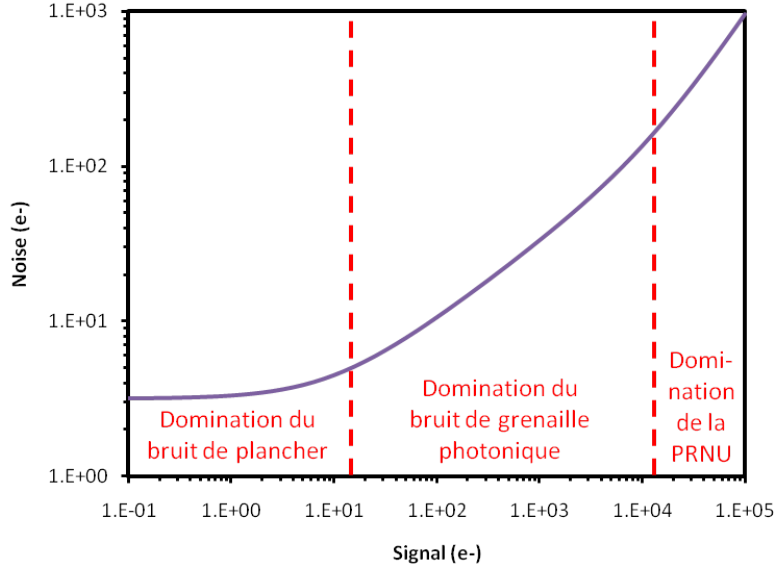


FIGURE 3.19 – Niveau de bruit en fonction du niveau du signal (en e-) tel que défini par le modèle de bruit.

des bruits). Cette supposition est basée sur le fait que la nature des différents bruits pris en compte est complètement différente, il n'y a donc pas de raison pour que ces différentes sources de bruit soient corrélées.

Le signal S_i pour chaque plan couleur $i = R, G_R, G_B, B$ peut être considéré comme une variable aléatoire dont la moyenne est le signal recherché et dont la variance σ_i^2 est la somme des variances de chaque contribution du bruit. On obtient alors le modèle mathématique utilisé :

$$\begin{aligned} \sigma_i^2 &= \sigma_{Readout}^2 + \sigma_{DarkFPN}^2 + \sigma_{DCSN}^2 + \sigma_{PRNU}^2 + \sigma_{Shot}^2 + \sigma_{Quantization}^2 \\ &= \sigma_{Readout}^2 + \sigma_{DarkFPN}^2 + \sigma_{DCSN}^2 + (PRNU \cdot S_i)^2 + S_i \\ &\quad + \sigma_{Quantization}^2(S_i) \end{aligned} \quad (3.9)$$

Par la suite, nous identifierons le bruit avec la variance du signal $N = \sigma^2$. Les différents paramètres de bruit de ce modèle sont obtenus à partir de mesures. En réalité, notre hypothèse selon laquelle les différents bruits sont décorrélés n'est pas parfaitement exacte : en effet, le bruit photonique par exemple est dépendant de la PRNU puisque tous les deux sont fonction du signal. Cependant, l'expérience a montré que ce modèle marchait très bien : la PRNU étant faible, les termes liés à la corrélation sont négligeables. La figure 3.19 illustre le niveau de bruit en fonction du niveau de signal en électrons pour des valeurs usuelles de bruits, température et temps d'intégration. Il est possible de distinguer trois régimes principaux :

- le régime de domination du bruit de plancher dans l'obscurité (contribution du bruit de lecture et de remise à zéro, du bruit FPN dans l'obscurité ainsi que du bruit de grenaille du courant d'obscurité) ;
- le régime de domination du bruit de grenaille photonique (proportionnel au signal) ;
- le régime de domination de la PRNU (variance proportionnelle au carré du signal).

3.2.2 Implémentation

L'Image Quality Evaluation Tool (IQE Tool) permet de générer des images simulées à partir de plusieurs types d'entrées :

- des données sur la scène : image multispectrale, spectre de l'illuminant et éclairage de la scène ;
- des données sur le capteur, obtenues par caractérisation ou par un modèle mathématique : le rendement quantique pour chaque plan couleur (sur l'axe et hors d'axe), le pas du pixel et le modèle de bruit du capteur, donnant la valeur du bruit et sa répartition spatiale ;

- des données sur les paramètres d'utilisation du capteur tel que le temps d'intégration ;
- et enfin des données sur la lentille principale de l'objectif tel que sa transmission, le nombre d'ouverture mais aussi sur le filtre infrarouge (réponse spectrale).

On notera que l'on aura besoin également d'un minimum d'informations sur la lentille afin de transformer l'espace angulaire (espace dans lequel on réalisera la caractérisation du capteur) dans l'espace image. Une illustration de l'implémentation de l'outil est donnée figure 3.20, dont les différentes étapes sont données dans les paragraphes suivants.

3.2.2.1 De la scène au signal

La scène est décrite par le spectre de l'illuminant noté $I(\lambda)$, l'éclairement de la scène E_{scene} (en lux) et la réflectance R de la scène donnée par l'image multispectrale.

On supposera dans une première approche que le champ du système est suffisamment faible pour négliger l'obliquité des zones en bords de champ. Avec cette approximation, pour un objet à grande distance (hypothèse raisonnable pour un capteur d'images : focale faible par rapport à la distance de l'objet), l'expression de l'éclairement du capteur (en lux) en fonction de l'éclairement de la scène E_{scene} est la suivante (Annexe H) :

$$E_{capteur} = \frac{RT}{4f_{\#}^2} E_{scene} \quad (3.10)$$

avec $f_{\#}$ le nombre d'ouverture et T la transmission de l'optique.

Soit s_k la sensibilité du pixel (en $e^-/(lux \cdot s)$) pour chaque plan couleur $k = \{R, G_R, G_B, B\}$ tel que défini dans le chapitre 1 et soit τ le temps d'intégration (en s), on peut alors calculer le nombre d'électrons par pixel contribuant au signal en fonction du plan couleur $N_{e_k^-}$ à l'aide de l'équation suivante :

$$N_{e_k^-} = E_{capteur} \cdot \tau \cdot s_k \quad (3.11)$$

Or d'après l'équation Eq. 1.12 :

$$s_k = \frac{a^2 \int_{\lambda} I'(\lambda) \cdot QE_k(\lambda) \cdot \lambda d\lambda}{hc \int_{\lambda} I'(\lambda) \cdot V_{obs}(\lambda) d\lambda} \quad (3.12)$$

hc/λ étant l'énergie photonique (en J), a le pas du pixel (en m), I' le spectre de l'illuminant vu par le capteur, QE le rendement quantique, λ la longueur d'onde (en m) et V_{obs} la courbe d'efficacité lumineuse de l'œil humain.

Pour un pixel de coordonnées (i, j) dans le plan image, de rendement quantique $QE(i, j, \lambda)$ mesuré sur le bloc avec le CRA correspondant aux coordonnées du pixel et une réflectance de la scène $R(i, j, \lambda)$ dans le plan image, on obtient alors :

$$N_{e_k^-} = E_{scene} \cdot \frac{T}{4f_{\#}^2} \cdot \frac{a^2}{hc} \cdot \frac{\int_{\lambda} R(i, j, \lambda) \cdot QE_k(i, j, \lambda) \cdot I(\lambda) \lambda d\lambda}{\int_{\lambda} I(\lambda) \cdot V_{obs}(\lambda) d\lambda} \quad (3.13)$$

Cependant, le rendement quantique est mesuré dans l'espace angulaire sur notre banc de mesure. Une étape supplémentaire dans le développement de l'outil de simulation est le passage de l'espace angulaire à l'espace image du capteur. Or ce passage dépend de l'optique du module. Étant donné que l'on souhaite s'affranchir de l'impact de l'objectif afin de ne simuler dans un premier temps que les performances du pixel, le modèle implémenté par défaut sera une lentille mince parfaite (section 3.2.1.2).

Dans le calcul précédent, nous avons choisi de négliger l'obliquité des zones en bords de champ. Cependant, pour des systèmes grand champ (comme par exemple un appareil photographique) l'éclairement dans le plan image peut varier fortement entre le centre et le bord de champ : c'est la loi du « \cos^4 » (Annexe H). Cet effet est bien entendu à prendre en compte si l'on simule une image prise par un module, mais pour l'objectif de notre outil, qui est, on le rappelle, de simuler les performances du pixel (sur l'axe et hors d'axe), il est important de ne pas prendre cet effet en compte afin de décorréler l'impact de la lentille des performances du pixel.

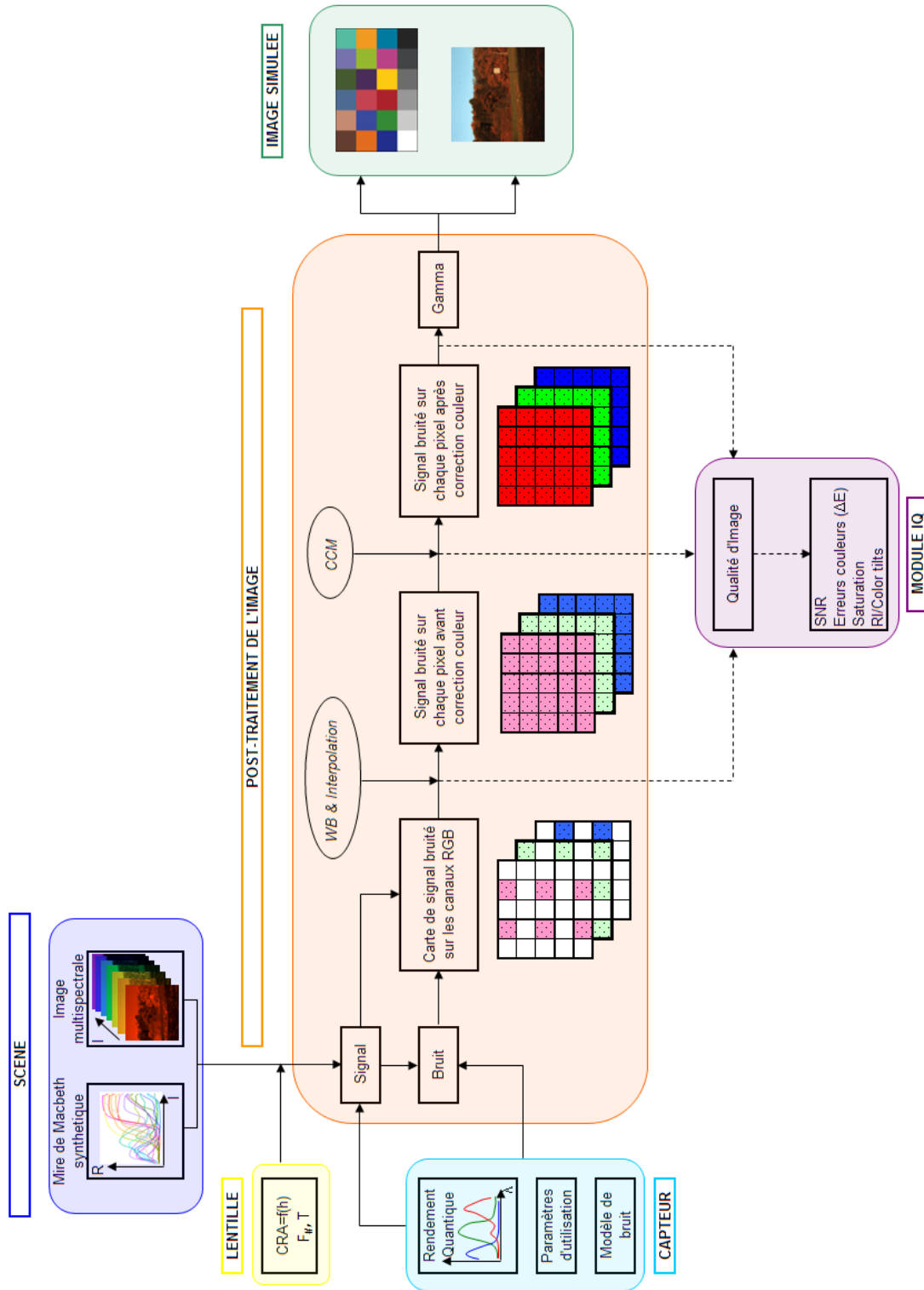


FIGURE 3.20 – Illustration de l'implémentation de l'outil.

3.2.2.2 Du signal à l'image RAW

Dans le paragraphe précédent, nous avons donc obtenu l'expression du nombre d'électrons (en e^-) par pixel (et donc par plan couleur). Afin d'obtenir une image RAW, il manque donc le niveau de bruit sur chaque pixel, autrement dit la valeur du bruit en fonction du signal par pixel et la distribution du bruit sur l'image. Le nombre d'électrons N_{e-} pour chaque plan couleur k peut être considéré comme une variable aléatoire dont la moyenne est le signal recherché, noté S_k (en électrons). Le niveau du bruit sur chaque plan couleur peut être déduit du signal à partir du modèle mathématique défini dans la section 3.2.1.3.

Cependant, nous avons également besoin de modéliser la loi de probabilité des différentes composantes sur l'image. Pour cela, nous allons analyser l'origine physique des principaux bruits.

- Le bruit de grenaille photonique (Photon Shot Noise) est relié à l'arrivée aléatoire des photons : ce bruit (en électrons) obéit à une statistique de Poisson ;
- le bruit de grenaille du courant d'obscurité (DCSN), correspondant à une variation du courant d'obscurité par une génération thermique de porteurs suivant également une statistique de Poisson ;
- le bruit spatial fixe dans l'obscurité (DSNU) représentant les variations spatiales pixel à pixel dans l'obscurité et qui sera modélisé comme une distribution gaussienne sur l'image ;
- le bruit spatial fixe sous éclairage (PRNU) représentant des disparités des pixels sous éclairage et qui sera également modélisé comme une distribution gaussienne sur l'image.

Au final, la distribution de la loi de Poisson pouvant s'approximer par une distribution gaussienne à partir d'un certain nombre d'événements, nous allons considérer que le bruit de grenaille photonique et de courant d'obscurité sont représentés par une distribution gaussienne. Cette approximation se justifie également par le **Théorème central limite**¹, théorème qui nous permet de modéliser l'ensemble des bruits sur l'image par une distribution gaussienne, et ce afin de simplifier l'implémentation du modèle de bruit dans notre outil. Cette approximation est une des limites du modèle : nous ne prenons pas en compte les défauts (pixels chauds ou morts) ni même tous les types de bruits, en particulier le bruit spatial fixe en colonne et en ligne. Ce bruit serait le premier à ajouter dans un modèle plus évolué puisqu'il a été montré qu'il impacte beaucoup plus la perception du bruit qu'un bruit uniformément réparti sur l'image.

Enfin, une fois la carte de bruit ajoutée à la carte du signal calculée précédemment, il faut réaliser l'échantillonnage spatial relié au choix du motif des filtres colorés implémenté dans le capteur tel que le motif de Bayer. L'image RAW est alors constituée (dans le cas d'un capteur à motif de Bayer) de quatre plans couleur R, G_R, G_B et B et la valeur de chaque pixel est codée selon le nombre de bits à disposition (8 ou 10 bits).

3.2.2.3 De l'image RAW à l'image finale

Une fois l'image simulée RAW obtenue, l'IQE Tool permet de lui appliquer un post-traitement classique comme pour une image prise par un capteur. Chacune des étapes suivantes peut être activée ou non (hormis l'étape d'interpolation qui est indispensable) :

- Balance des Blancs ; cette correction peut se faire selon l'approximation « gray world », ou bien en sélectionnant sur l'image un carré que l'on définit comme étant gris ou bien en rentrant une matrice prédéfinie ;
- Interpolation ; pour l'instant, deux interpolations ont été implémentées : l'interpolation Bilinéaire et l'interpolation MalHeCut [55].
- Matrice de Correction Couleur ; cette matrice peut être importée ou bien optimisée selon différentes méthodes à partir des rendements quantiques (Chapitre 4) ;
- Correction Gamma ; la correction peut se faire selon une loi de puissance donnée (programmable par l'utilisateur) ou bien la correction gamma de l'espace sRGB ($\sim 2,2$) ;
- Gain ; le gain de l'image peut être ajusté soit par une valeur programmable par l'utilisateur, soit en définissant un carré qui doit être blanc sur l'image.

1. Le théorème central limite (ou théorème de la limite centrale) établit la convergence en loi d'une suite de variables aléatoires vers la loi normale. Intuitivement, ce résultat affirme que toute somme de variables aléatoires indépendantes tend vers une variable aléatoire gaussienne.



FIGURE 3.21 – Mire de Macbeth pour un éclairage de scène de 2000lux sous 3200K après reconstruction couleur sur (a) une image mesurée, (b) une image simulée.

L'image finale peut alors être affichée à l'écran et enregistrée ainsi que le fichier de paramètres correspondant. La Fig 3.21 illustre la comparaison entre une image d'une mire de Macbeth mesurée et simulée pour un capteur d'images donné et caractérisé.

3.2.3 Développement de l'outil

3.2.3.1 Interface graphique de l'outil

L'IQE Tool a été développé avec l'outil GUI (Graphical User Interface) de Matlab®, qui permet de dessiner relativement aisément une interface graphique fonctionnelle. L'interface de notre outil est composée de plusieurs modules :

- une fenêtre principale permettant de rentrer les informations sur le capteur et son modèle de bruit ;
- un module optimisation de la reconstruction couleur (« CCM Optimization Module ») ;
- un module qualité d'image (« IQ module ») ;
- un module Simulation Image (« Image Simulation Module ») ;
- un module qualité spécifique pour les performances hors d'axe (« Off-Axis Module »).

L'interface graphique de l'outil et ses différents modules sont illustrés figure 3.22. La fenêtre principale permet de définir dans l'outil toutes les informations nécessaires sur le capteur et les conditions d'utilisation. En particulier, on peut charger un fichier *.csv* dont le format pré-défini permet de lire les informations sur le rendement quantique sur chaque plan couleur. Les paramètres du modèle de bruit ainsi que les paramètres d'utilisation tels que le temps d'intégration peuvent alors être modifiés dans une boîte de dialogue spécifique appelée depuis la fenêtre principale. Dans cette fenêtre, l'utilisateur doit également paramétrer le filtre infrarouge utilisé ainsi que l'illuminant.

Le module optimisation de la reconstruction couleur (ou CCM Optimization Module) permet d'importer une matrice de correction couleur (CCM) et une balance des blancs (WB) mais également de réaliser l'optimisation de ces deux matrices avec les données paramétrées précédemment dans la fenêtre principale. Plusieurs méthodes d'optimisation ont été implémentées dans l'outil. L'optimisation de la matrice de correction couleur ainsi que les différentes méthodes utilisées feront l'objet d'un chapitre à part entière. Cette étude sera une des applications de cet outil car il permettra de tester sur des images simulées la performance des différentes CCM ainsi obtenues (Chapitre 4).

Le module qualité d'image permet d'évaluer les performances du capteur et de la reconstruction couleur en termes d'erreur de couleur, de saturation et de SNR. Une mire de Macbeth est alors affichée avec chacun des 24 patchs divisés en deux zones par un axe horizontal. La moitié inférieure de chaque patch représente la couleur du patch que l'on est censé obtenir sous l'illuminant donné et la moitié supérieure donne la couleur réellement obtenue après reconstruction (sans bruit). Puis deux graphiques donnent pour chaque patch les performances en erreurs de couleur évaluées avec l'indicateur ΔE_{2000} (Annexe C) et en saturation. Les indicateurs $\Delta E_{RMS_{2000}}$ et $\Delta E_{MAX_{2000}}$ donnent respectivement l'erreur de couleur RMS (Root-Mean-

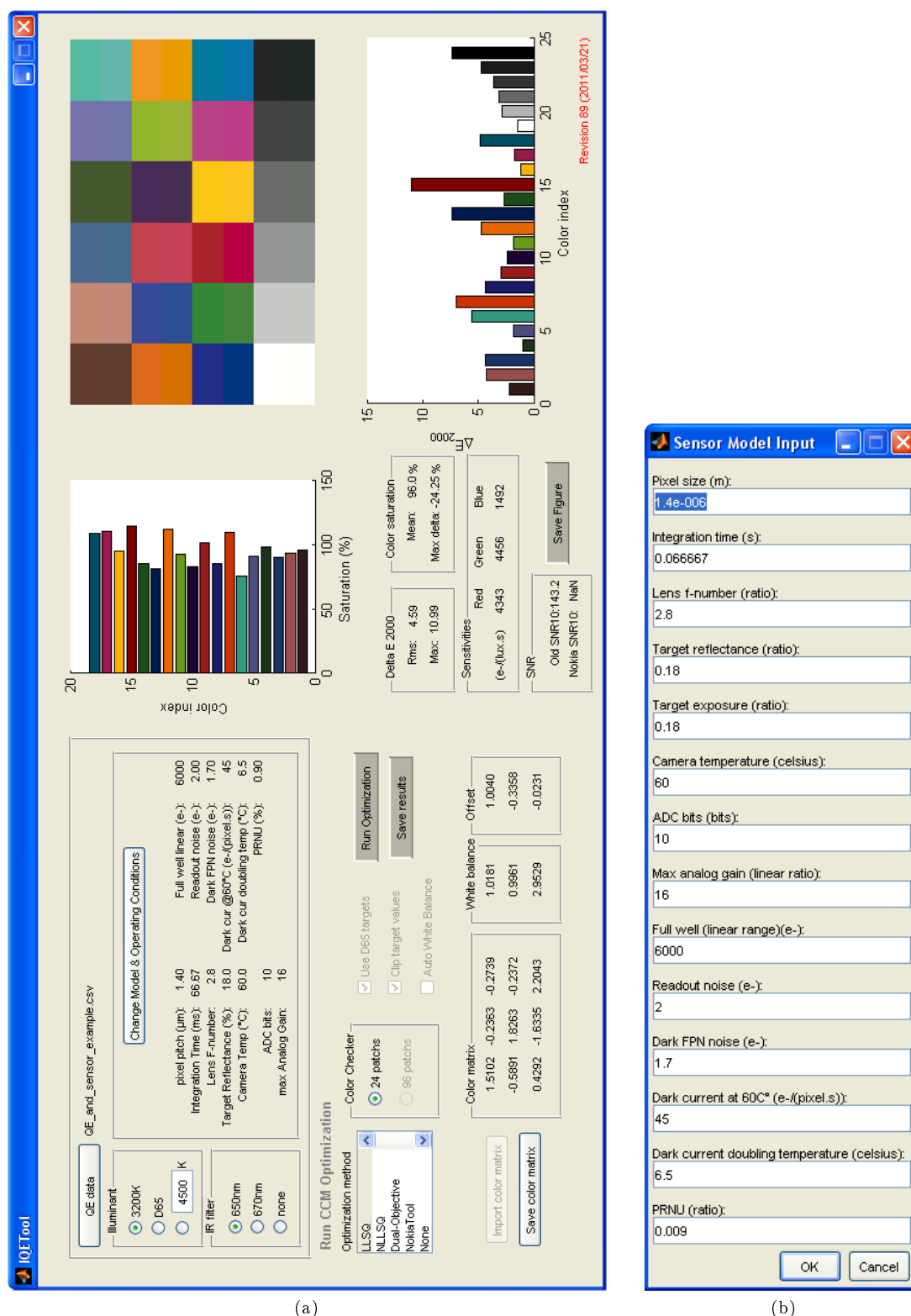


FIGURE 3.22 – Interface graphique de l'Image Quality Evaluation Tool (a) Fenêtre principale de l'outil, incluant le module optimisation de la reconstruction couleur et le module qualité d'image. (b) Boîte de dialogue permettant de définir des informations sur le capteur et le modèle de bruit.

Square) et maximale sur les 24 patchs. De même l'indicateur *Chroma* donne la saturation moyenne sur tous les patchs non gris (18 patchs). L'indicateur historique SNR_{10} est également calculé dans ce module (il ne dépend pas de l'interpolation choisie) mais l'évaluation du bruit sur l'image se fera dans le module « Image Simulation ».

Le module « Image Simulation » permet de choisir l'image de la scène dans la base de données d'images multispectrales ainsi que l'éclairement de la scène et les paramètres de reconstruction et d'affichage comme l'interpolation choisie, le gamma et le gain à appliquer. Ce module permet d'afficher l'image simulée avec le bruit correspondant. L'image peut être enregistrée avant reconstruction (image RAW) et après reconstruction avec les paramètres d'affichage (gamma et gain) ou non.

Enfin, un module complémentaire a été ajouté pour les performances hors d'axe. En effet, nous ne disposons pas systématiquement pour tous les capteurs des données de rendement quantique hors d'axe. Mais lorsque ces données sont disponibles, ce module permet de calculer les indicateurs de performances hors d'axe (RI, Colour Tilts) et de tracer ces résultats sur des graphes 3D. Des images peuvent également être simulées en prenant en compte les effets hors d'axe.

Ces différentes fonctionnalités seront utilisées par la suite lors de la validation de notre outil de simulation (section 3.3) mais également au cours des Chapitres suivants. Enfin, il faut noter que l'IQE Tool est amené à évoluer constamment et à être utilisé voire modifié par un certain nombre de personnes. C'est pourquoi, et également pour faciliter le suivi des différentes versions du logiciel, nous avons décidé d'utiliser un système de gestion de versions (SVN de l'anglais « SubVersion ») à l'aide du logiciel client TortoiseSVN®.

3.3 Validation de l'outil et résultats

Jusqu'à présent, nous avons présenté l'intérêt de l'Image Quality Evaluation Tool, son implémentation et son interface graphique. Dans cette section, nous allons valider les résultats tout d'abord en terme de bruit (sur l'axe) puis en terme de résultats de RI (hors d'axe). Enfin, nous illustrerons les résultats obtenus à l'aide de l'IQE Tool sur plusieurs générations de pixels.

3.3.1 Validation du rapport signal à bruit sur un pixel

L'objectif de ce paragraphe est de valider le niveau de bruit obtenu sur des images simulées avec l'IQE Tool par rapport à des images réelles capturées directement avec le capteur. Pour cela nous avons donc pris un ensemble d'images de références sur le banc couleur décrit dans le paragraphe 3.1.1.3, la scène étant une mire de Macbeth sur un fond gris neutre. La validation consiste à comparer la valeur du SNR sur le canal de luminance entre :

- un gris neutre sur une image capturée,
- un gris neutre sur une image simulée,
- par rapport à la théorie (section 2.5.2).

Nous avons utilisé un jeu de trois densités neutres ($ND = 0,6; 0,6$ et $0,9$) afin d'obtenir six niveaux d'éclairement : 2000/500/250/125/63/16 lux. L'éclairement initial sans densité neutre est au préalable contrôlé au niveau de l'image de scène (la mire de Macbeth) à l'aide d'un luxmètre (Fig. 3.23). Les images ont été prises sur le banc couleur pour un temps d'intégration maximal de $\tau = 66,67ms$ et à $f/2,8$. Toutes les images ont été capturées avec le temps d'intégration maximal, sauf pour un éclairement de 2000lux où l'on a choisi un temps d'intégration plus court ($\tau = 18,08ms$) afin de ne pas saturer l'image. La validation du niveau de bruit sur l'image capturée ou bien sur l'image simulée se fait sur un gris : pour chaque image prise à des niveaux d'éclairement différents, nous pouvons calculer le SNR sur quatre des patchs gris de la mire de Macbeth (n°20, 21, 22 et 23), les patchs blanc et noir étant éliminés de la mesure. En effet, le patch noir renvoie trop peu de lumière et l'incertitude sur le SNR serait donc forte, tandis que le patch blanc est susceptible de saturer et donc de baisser artificiellement le niveau de bruit sur ce patch. Au final, nous avons 4 points de mesure pour chacun des 6 niveaux d'éclairement soit 24 points de validation distribués sur la courbe $SNR = f(lux)$. Ces points



FIGURE 3.23 – Contrôle de l'éclairement au niveau de la scène.

de mesure sont comparés à la courbe théorique du SNR sur le canal de la luminance en fonction de l'éclairement, pour une reconstruction couleur donnée (section 2.5.2).

La validation a été réalisée sur plusieurs puces (avec des procédés de fabrication différents), cependant nous nous contenterons de présenter ici les résultats sur une seule puce. De même, l'exercice a été réalisé avec deux interpolations différentes : Bilineaire et Malhecut [55], mais nous ne présenterons que les résultats pour l'interpolation bilinéaire.

Dans la section 2.5.2, nous avons montré que le bruit σ_Y sur le canal de la luminance après balance des blancs W , interpolation bilinéaire et correction couleur C (mais avant correction gamma) pouvait s'exprimer comme une combinaison linéaire des bruits sur chaque plan couleur avant correction.

$$\sigma_Y = \sqrt{\frac{9}{16}\alpha_R^2\sigma_R^2 + \frac{5}{16}\alpha_G^2(\sigma_{G_R}^2 + \sigma_{G_B}^2) + \frac{9}{16}\alpha_B^2\sigma_B^2} \quad (3.14)$$

Avec

$$\begin{cases} \alpha_R &= \beta_R W_R^{cRR} + \beta_G W_G^{cRG} + \beta_B W_B^{cRB} \\ \alpha_G &= \beta_R W_R^{cGR} + \beta_G W_G^{cGG} + \beta_B W_B^{cGB} \\ \alpha_B &= \beta_R W_R^{cBR} + \beta_G W_G^{cBG} + \beta_B W_B^{cBB} \end{cases}$$

Le signal corrigé sur la luminance S_Y s'exprime comme suit :

$$S_Y = \alpha_R S_R + \alpha_G S_G + \alpha_B S_B \quad (3.15)$$

$$= \beta_R W_R S_R + \beta_G W_G S_G + \beta_B W_B S_B \quad (3.16)$$

On peut alors calculer la courbe théorique $SNR = f(lux)$, le signal sur chaque plan couleur avant correction étant calculé à partir du rendement quantique du capteur sous 3200K sur un gris à 18% avec un temps d'intégration de 66,67 ms, une transmission de l'optique de 0,80 et une ouverture à $f/2,8$ (conditions standards de calcul de l'indicateur historique SNR10). Le bruit sur chaque plan couleur avant correction est calculé à partir du signal et du modèle de bruit défini section 3.2.1.3.

Afin de comparer cette courbe théorique aux résultats sur les images mesurées ou simulées sous 3200K, l'éclairement de la scène E'_{scene} est recalculé pour un gris de réflectance $R' = 18\%$, un temps d'intégration $\tau' = 66,67ms$, une transmission de l'optique $T' = 0,80$ et une ouverture de $f/2,8$. Sachant que les mesures sont réalisées avec un éclairement de scène donné E_{scene} , sur les quatre patchs gris de la mire de Macbeth ($R = 59\%, 36\%, 20\%, 10\%$) avec un temps d'intégration variable ($\tau = 66,67$ ou $18,08ms$), une transmission de l'optique de $T' = 0,90$ et une ouverture de $f/2,8$, le calcul pour se ramener aux mêmes conditions que la courbe théorique est le suivant :

$$E'_{scene} = E_{scene} \cdot \frac{RT\tau}{R'T'\tau'} \quad (3.17)$$

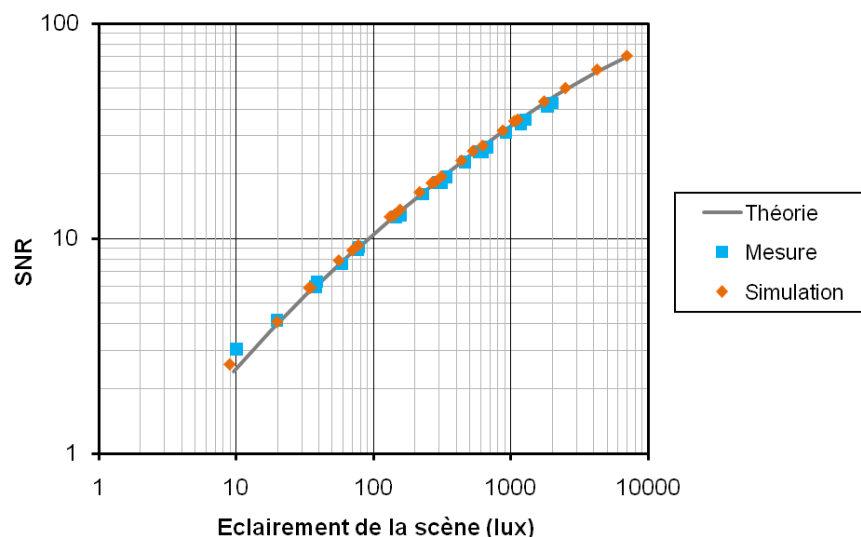


FIGURE 3.24 – Comparaison du niveau de SNR sur le canal de luminance entre le SNR obtenu par calcul analytique (Théorie), ou bien mesuré à l’aide du logiciel ImageJ sur les images mesurées (Mesure) et les images simulées (Simulation) après balance des blancs, interpolation bilinéaire et correction couleur.

Pour chaque image mesurée ou simulée, le SNR sur les quatre patchs gris a été calculé à l’aide d’un logiciel libre indépendant de notre outil : ImageJ. Ce logiciel permet de tracer l’histogramme d’une image couleur et d’extraire le rapport signal à bruit. Le soin a cependant été pris de vérifier que le canal de luminance Y était bien calculé à partir des plans RGB avec les mêmes coefficients que ceux que nous utilisons, ce qui est le cas si l’option « Weighted RGB Conversions » est bien cochée dans le menu Edit/Options/Conversions : on a alors $Y=0.299R+0.587G+0.114B$.

La figure 3.24 illustre les résultats de la comparaison sur une puce pour l’interpolation bilinéaire. La corrélation est excellente entre les mesures et les simulations mais également avec la théorie. La limitation n’apparaît que pour un faible éclairement de la scène (~ 10 - 15 lux) où les trois courbes divergent : cet effet est lié au *clipping* de l’image. Le *clipping* de l’image correspond au fait que chaque plan couleur est codée sur 8 bits (de 0 à 255) est que pour de très faibles valeurs de signal, la queue de la distribution du bruit est coupée enlevant ainsi artificiellement du bruit (et augmentant le SNR). Cet effet n’est absolument pas pris en compte dans la théorie. De plus, cet effet est plus important sur les images mesurées que sur les images simulées car l’on est confronté à la limitation de notre modèle de bruit.

La figure 3.25 illustre cette corrélation entre image simulée et image mesurée sur le patch gris n°22 ($R=20\%$) à deux niveaux d’éclairement de scène, 15lux et 62 lux sous 3200K. Les patchs gris de 100×100 pixels sont représentés après balance des blancs, interpolation bilinéaire, correction des couleurs et avec une correction gamma de 1,7.

3.3.2 Validation de la simulation hors d’axe sur un pixel

3.3.2.1 Dessin du motif de test

Au cours de cette thèse, trois dessins du motif de test ont été réalisés. Nous ne présenterons ici que le détail du dernier masque réalisé. Comme indiqué dans la section 3.1.2.2, le plan image a été échantillonné selon 8 directions : ML/ML/BC/TC/TR/TL/BR/BL. Le décalage typique δ des microlentilles est de $25 \text{ nm}/^\circ$. L’image est échantillonnée selon 12 blocs par directions soit un total de 97 blocs de mesure (en comptant le bloc situé sur l’axe). Chaque bloc élémentaire est constitué de 36×26 pixels, cependant la couronne de 4 pixels autour de cette zone ne sera pas utilisée lors du traitement afin de s’affranchir des effets de bord de la zone liés au procédé de fabrication. Chaque bloc élémentaire *utile* sur lequel les résultats seront moyennés fait donc

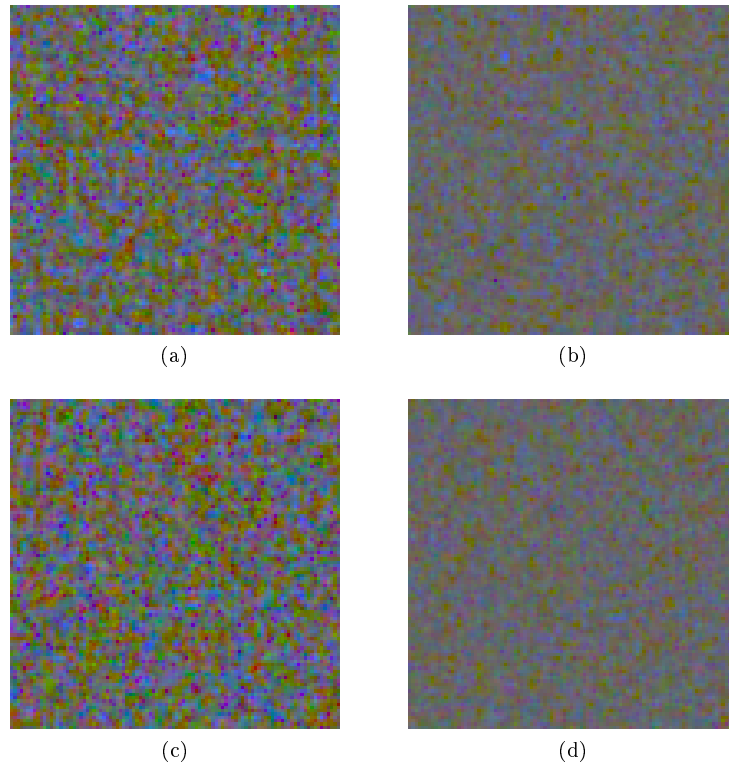


FIGURE 3.25 – Patch gris de réflectance 21% de 100x100 pixels sous 3200K après reconstruction couleur sur (a) une image mesurée sous 15 lux de scène, (b) une image mesurée sous 62 lux de scène, (c) une image simulée sous 15 lux de scène, (d) une image simulée sous 62 lux de scène.

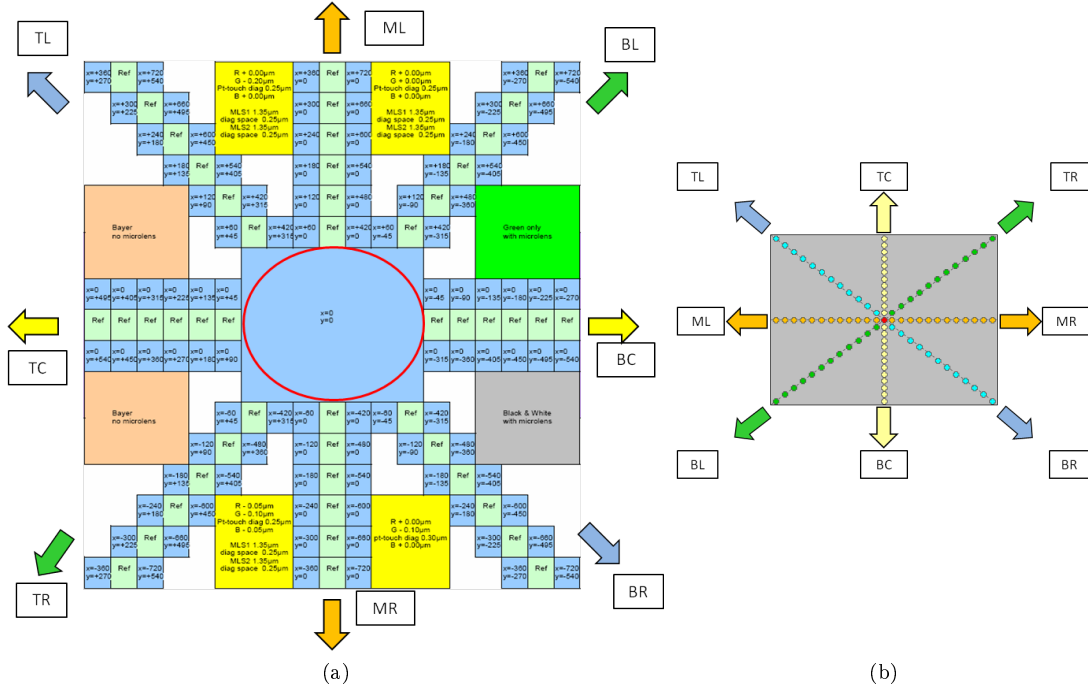


FIGURE 3.26 – (a) Dessin du motif de test de la mesure du rendement quantique hors d'axe appelé *blockshifting* (b) Échantillonnage dans le plan image.

28x18 pixels (~ 500 pixels ou 126 par plan couleur), sauf le bloc sur l'axe qui sera plus grand (196x206 ou 188x198 pixels effectifs) afin d'obtenir plus de statistiques pour la mesure sur l'axe.

Ce choix résulte d'un compromis entre le nombre de CRA pour lesquels la mesure pourra être réalisée, la précision de la mesure et la taille du motif de test sur la puce. Le schéma du motif de test ou *blockshifting* ainsi que l'échantillonnage dans le plan image sont représentés figure 3.26.

Les décalages et les CRA correspondants pour chaque direction sont donnés dans la Table 3.1. Les blocs situés sur les directions horizontales (MR/ML) ont un décalage en y nul, les blocs situés sur les directions verticales (TC/BC) ont un décalage en x nul, et les blocs situés sur les directions diagonales (TR/TL/BR/BL) combinent les décalages en x et y des directions horizontales et verticales. Le CRA sur la diagonale noté CRA_{diag} est calculé en fonction des CRA sur les directions horizontales et verticales (notés respectivement CRA_x et CRA_y) selon l'équation 3.18.

$$CRA_{diag} = \arctan \left(\sqrt{\tan(CRA_x)^2 + \tan(CRA_y)^2} \right) \quad (3.18)$$

3.3.2.2 Comparaison des résultats de RI mesurés et calculés

A l'aide de ce motif de test, la mesure de RI est effectuée directement sous l'illuminant 3200K selon la méthode décrite par Vaillant [75]. Sur cette même puce, la mesure du rendement quantique hors d'axe est également effectuée et l'on extrait les résultats de RI pour chaque plan couleur sous l'illuminant 3200K selon l'équation 3.7. Les résultats des deux mesures sont alors comparés pour chaque direction, angle et plan couleur. Nous donnerons ici les résultats de la comparaison pour chaque plan couleur et les 8 directions pour des angles relativement élevés correspondant à un décalage en x de 600 nm et en y de 450 nm soit des CRA de 28,9° pour les directions TR/TL/BR/BL, 24° pour MR/ML et 18° pour BC/TC.

Les résultats illustrés figure 3.27 montrent bien la cohérence des valeurs de RI entre la mesure directe sous l'illuminant 3200K et l'extraction à partir de la mesure du rendement quantique hors d'axe. En effet, l'erreur moyenne sur tous les plans couleurs et toutes les directions est de 1,8%, *i.e.* extrêmement faible. Cette étude permet bien de valider la méthode d'extraction de la RI à partir de la mesure du rendement quantique hors d'axe. L'erreur maximale est de 6,6%

CHAPITRE 3. UN SIMULATEUR D'IMAGES BASÉ SUR LA CARACTÉRISATION DES CAPTEURS D'IMAGES

TABLE 3.1 – DÉCALAGES DES BLOCS ÉLÉMENTAIRES (EN NM) POUR $\delta=25$ NM/°ET CRA CORRESPONDANTS POUR CHAQUE DIRECTION.

N°Bloc	x (nm)	y (nm)	CRA _x	CRA _y	CRA _{diag}
0	0	0	0,0°	0,0°	0,0°
1	60	45	2,4°	1,8°	3,0°
2	120	90	4,8°	3,6°	6,0°
3	180	135	7,2°	5,4°	9,0°
4	240	180	9,6°	7,2°	11,9°
5	300	225	12,0°	9,0°	14,8°
6	360	270	14,4°	10,8°	17,7°
7	420	315	16,8°	12,6°	20,6°
8	480	360	19,2°	14,4°	23,4°
9	540	405	21,6°	16,2°	26,2°
10	600	450	24,0°	18,0°	28,9°
11	660	495	26,4°	19,8°	31,5°
12	720	540	28,9°	21,6°	34,1°

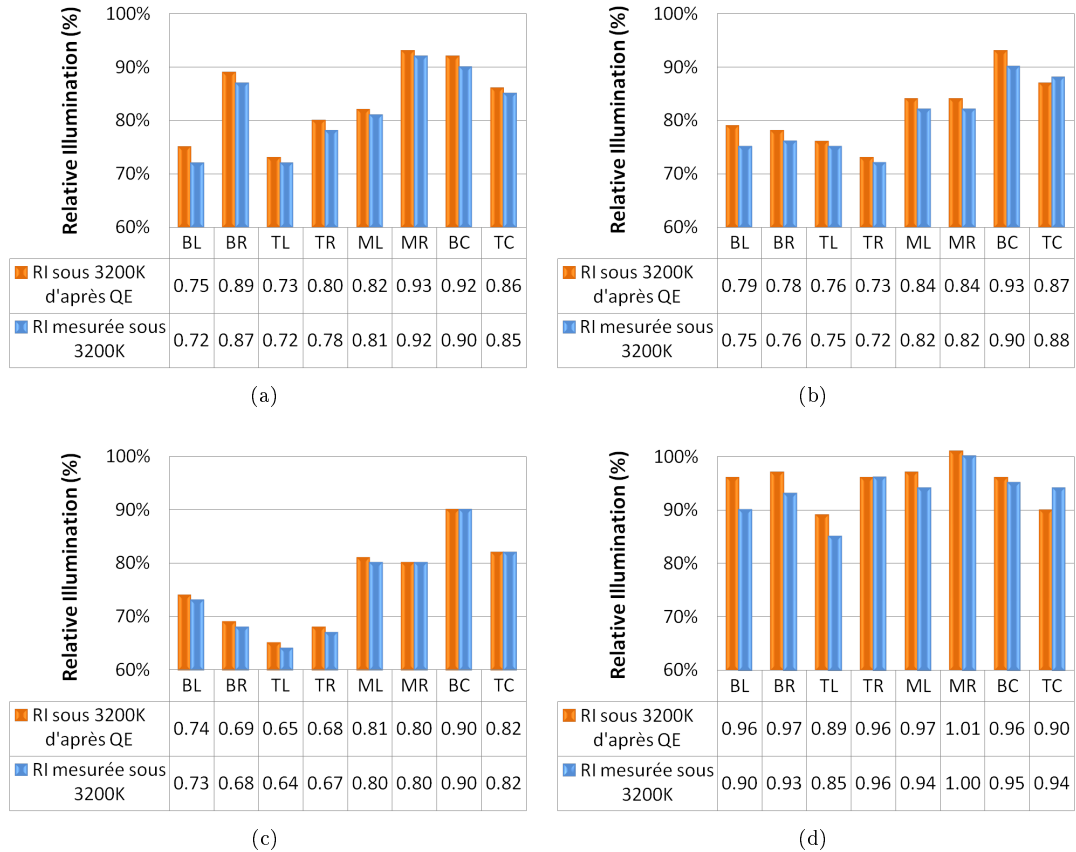


FIGURE 3.27 – Validation des mesures de rendement quantique hors d'axe par comparaison de la RI calculée sous 3200K à partir du QE hors d'axe et de la RI mesurée directement sous l'illuminant 3200K pour les plans couleur (a) Green-Red, (b) Green-Blue, (c) Red, (d) Blue. La comparaison est réalisée pour des CRA de 28,9° pour les directions TR/TL/BR/BL, 24° pour MR/ML et 18° pour BC/TC.

pour le plan couleur Blue dans la direction BL (pour un CRA de $28,9^\circ$). Le plan couleur Blue est celui susceptible d'avoir les erreurs les plus élevées étant donné que sous l'illuminant 3200K, il y a peu de signal dans le bleu comparé aux autres plans couleur. Une autre source d'écart lors de cette comparaison est le spectre de l'illuminant. En effet, lors de la mesure directe de la RI, on ne contrôle pas le spectre qui est une approximation du corps noir à 3200K. De plus, avec le vieillissement de la lampe, la température de couleur de l'illuminant a tendance à diminuer. À l'inverse, lors du calcul de la RI à partir de la mesure du rendement quantique, le spectre utilisé lors du calcul est le corps noir parfait à 3200K (ou n'importe quel autre illuminant). C'est un avantage supplémentaire de cette dernière méthode.

3.3.2.3 Résultats sur plusieurs générations de pixels

Afin d'illustrer les performances du module « Off-Axis » de l'IQE Tool, nous allons analyser les résultats en termes de rendement quantique (QE), d'éclairement relatif (RI) et d'uniformité des couleurs (Colour Tilts) de deux versions de pixel différentes. Le dessin des deux pixels de type 1T75 est illustré figure 3.28. Le pixel que l'on notera Version A présente un défaut dans l'isolation du pixel (possibilité de transfert de charges sous le nœud de lecture entre les pixels R/G_R et B/G_B), défaut qui a été corrigé dans la Version B du pixel. La figure indique également l'orientation des directions d'échantillonnage du plan image sur le dessin du pixel. La figure 3.29 illustre la loi de formation d'une image et explique donc l'orientation des directions sur le dessin du pixel.

Rendement Quantique (QE) La mesure du rendement quantique hors d'axe a été réalisée sur plusieurs puces avec les deux types de pixels. La plage de longueur d'onde mesurée s'étend de 380 à 720 nm avec un point de mesure tous les 10 nm. Pour des raisons de temps de mesure, seules 6 positions par direction sur les 12 disponibles sur le blockshifting ont été mesurées (un bloc de mesure sur deux, soit les positions paires de la Table 3.1), ce qui fait un total de 49 positions en comptant la position sur l'axe. Comme indiqué dans la section 3.1.2.3, on atteint un temps de mesure d'environ 10h30 pour chaque puce. Les résultats en terme de QE hors d'axe sont représentés sur la figure 3.30. Pour des raisons de clarté, seules les positions n°0, 6 et 10 sont représentées sur la figure (respectivement des angles de 0° , $17,7^\circ$ et $28,9^\circ$ sur les diagonales). La position n°10 a été choisie car l'angle de $28,9^\circ$ correspond à peu près à l'angle maximal atteint dans un module standard, et la position n°6 a été choisie comme position intermédiaire.

L'interprétation directe à partir des résultats de QE des performances hors d'axe des pixels est peu intuitive. C'est pourquoi l'interprétation sera réalisée sur les résultats de RI sous différents illuminants. On pourra cependant noter que l'on observe une dégradation sensible du QE pour des angles élevés quelque soit la direction et que la Version A du pixel semble montrer un écart de réponse entre les deux pixels verts G_R et G_B plus important que la Version B corrigée. Cet écart de réponse entre les deux plans couleur verts est couramment appelé *mismatch* des verts.

Éclairement Relatif (RI) Les résultats en terme de RI peuvent alors être extraits des courbes de QE pour n'importe quel illuminant, les plus utilisés étant l'illuminant D65 et le 3200K représentatifs respectivement de conditions en extérieur et en intérieur. La figure 3.31 illustre les résultats après interpolation pour chaque plan couleur R, G_R, G_B, B pour les deux types de pixels, sous l'illuminant D65 avec un angle maximal (sur la diagonale) de $34,1^\circ$ (positions n°12).

La réponse de la RI pour le pixel Version A a une forme radialement asymétrique sous les deux illuminants. La RI chute dans des directions différentes en fonction des plans couleurs : BR pour le pixel G_R , BL pour le R , TR pour le B et TL pour le G_B . Si l'on corrèle ces résultats avec le dessin du pixel (Fig. 3.28), on remarque que la chute de RI se fait dans la direction du défaut d'isolement : des charges passent sous le nœud de lecture, entraînant une dégradation de la RI dans la direction concernée mais également du *crosstalk* phénomène qui sera développé dans le chapitre 5. Le pixel a donc été corrigé, aboutissant à la Version B où l'isolation du pixel est totalement fermée. Cette fois-ci, la réponse de la RI est recentrée, ce qui est plus sain en terme de crosstalk mais également plus facile à corriger lors du post-traitement. En effet, la correction de la non-uniformité des couleurs sur l'image ou *colour shading* se fait par

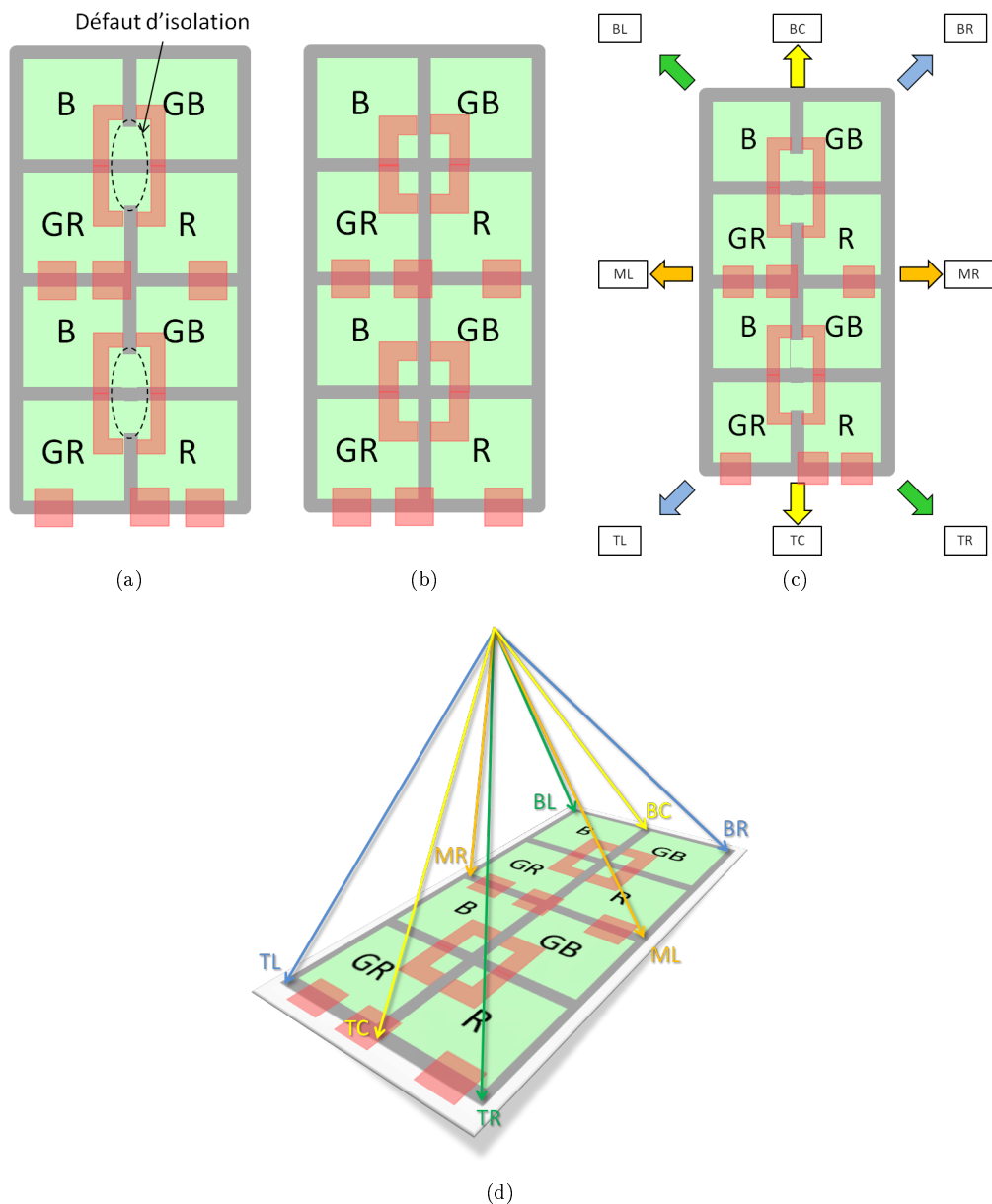


FIGURE 3.28 – Schématisation du (a) Pixel 1T75 version A, (b) Pixel 1T75 version B. (c) Représentation des directions sur le dessin du pixel. (d) Orientation des directions en 3 dimensions.

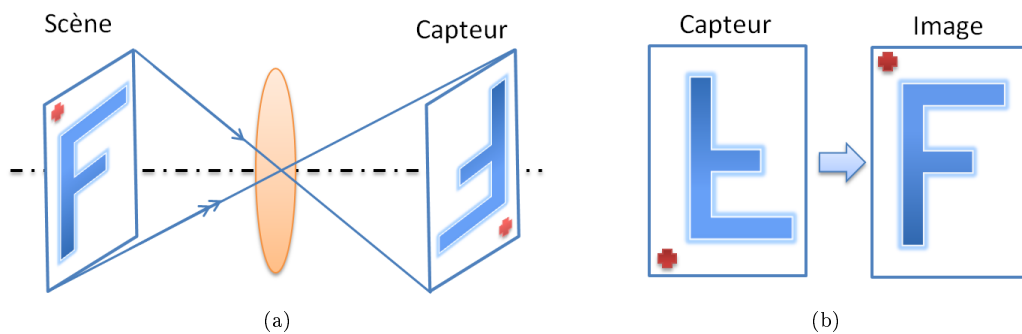


FIGURE 3.29 – (a) Loi de formation d'une image; (b) Conséquence sur l'orientation de l'image finale. Le point rouge indique le premier pixel lu.

3.3. VALIDATION DE L'OUTIL ET RÉSULTATS

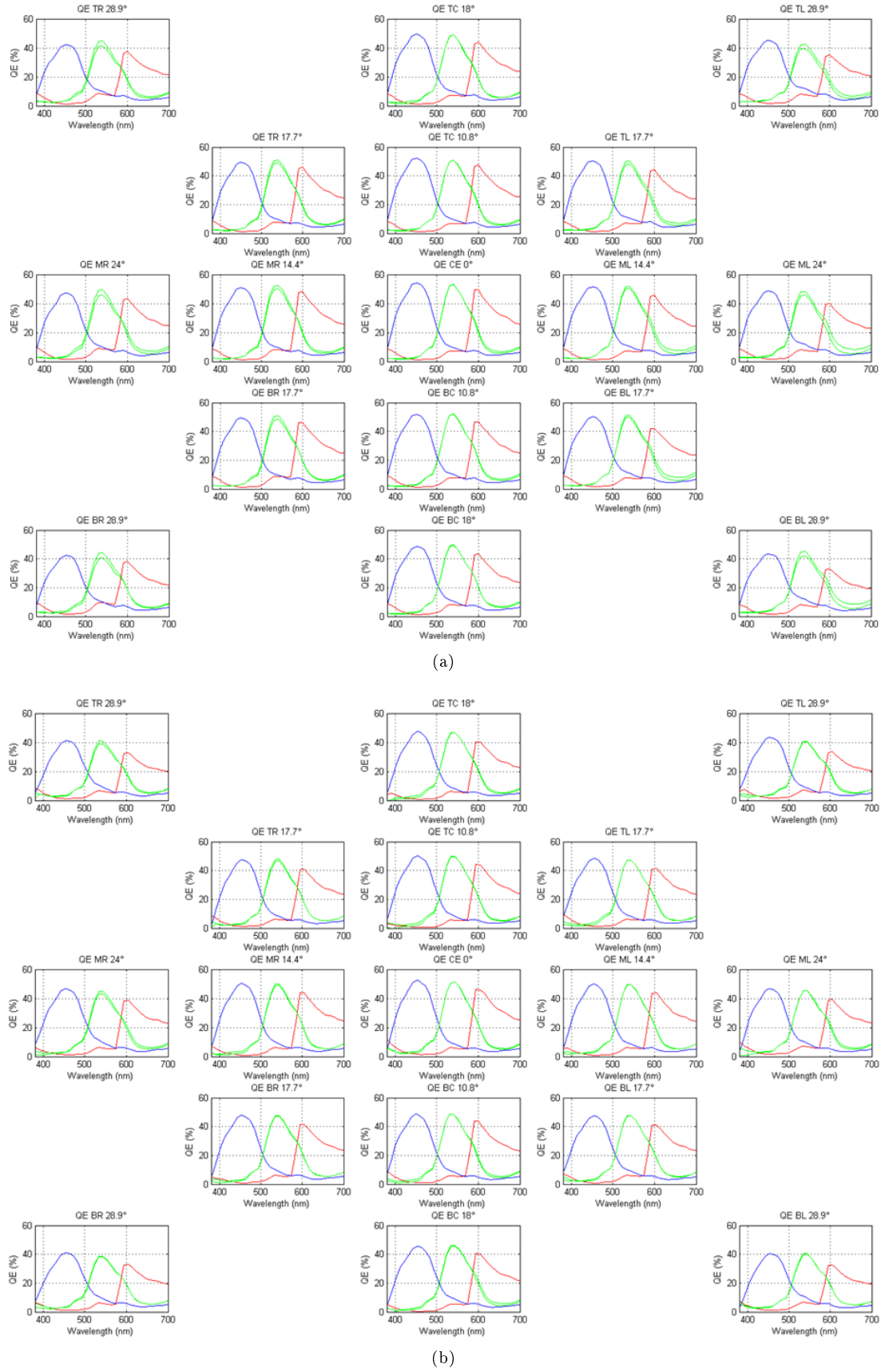


FIGURE 3.30 – Mesure du rendement quantique hors d'axe pour les pixels (a) Version A, (b) Version B. Seules 17 positions sur les 49 mesurées sont représentées pour un angle maximal de $28,9^\circ$.

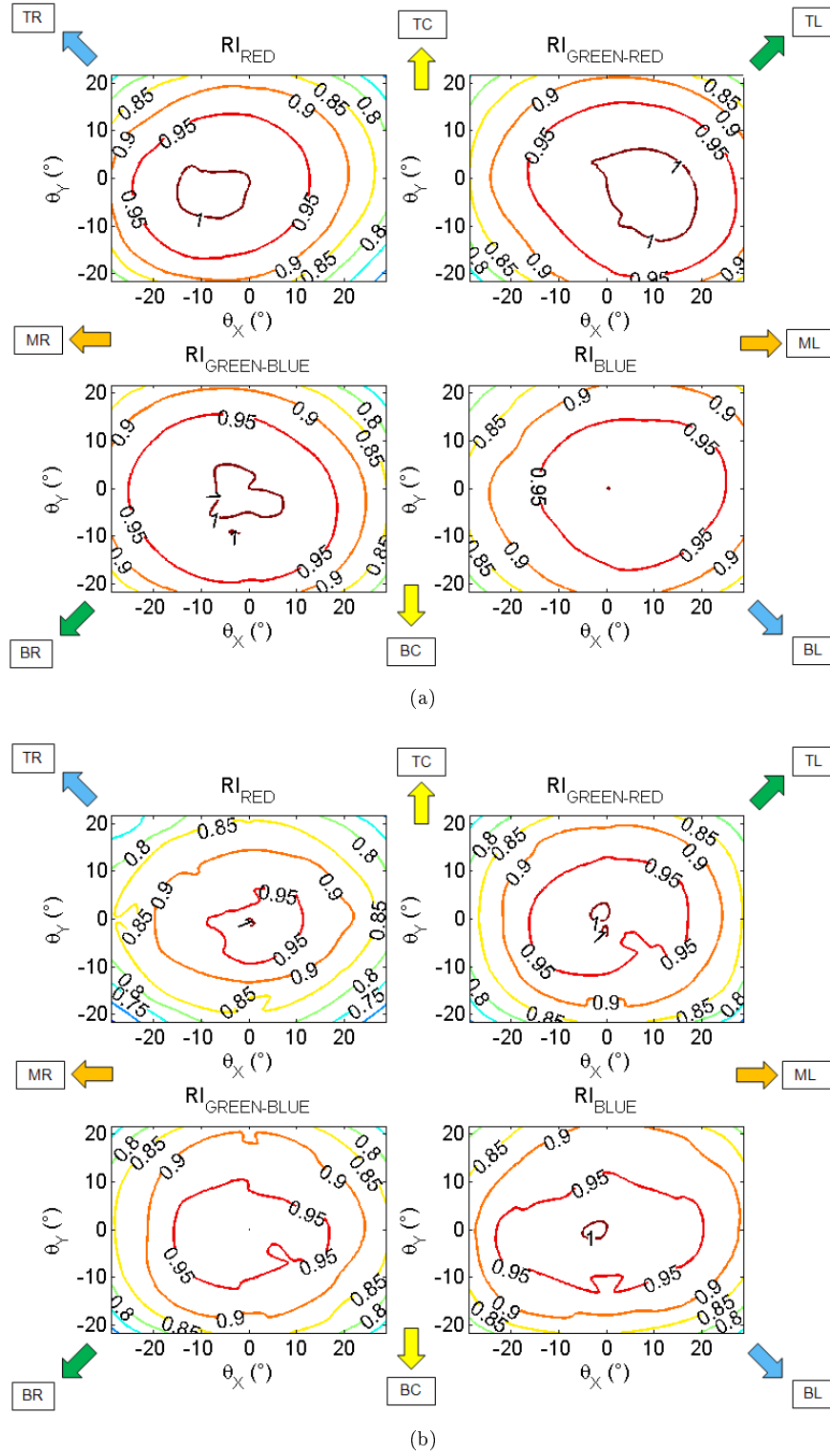


FIGURE 3.31 – Résultats en terme de RI sous D65 pour chaque plan couleur R, G_R, G_B, B pour les pixels (a) Version A, (b) Version B.

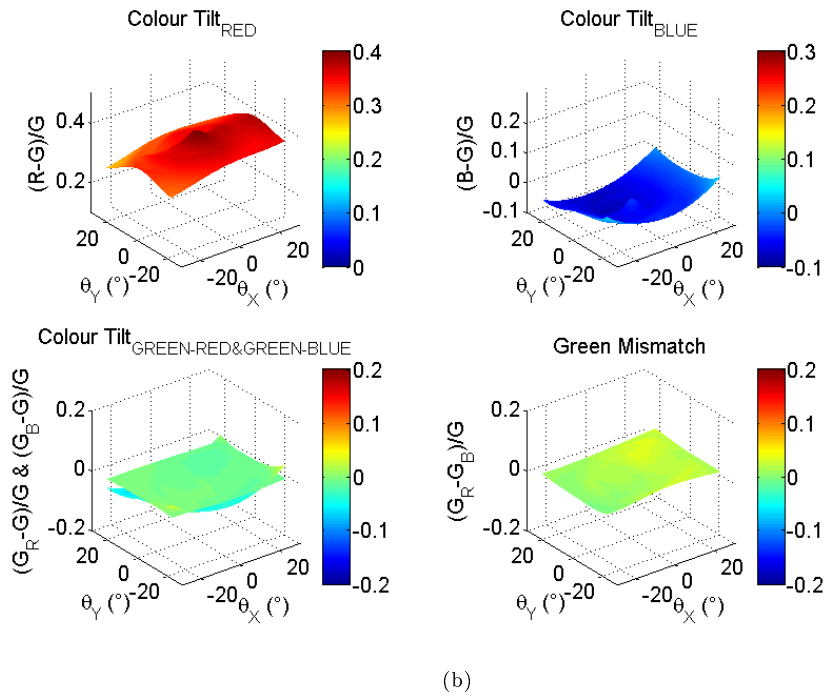
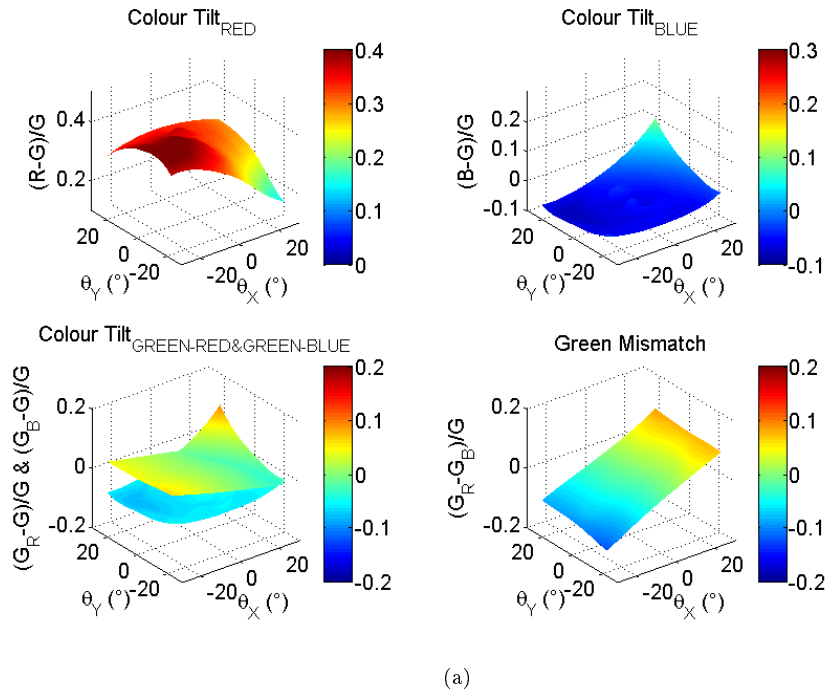


FIGURE 3.32 – Résultats en terme de colour tilts sous D65 pour chaque plan couleur R, G_R, G_B, B pour les pixels (a) Version A, (b) Version B.

des polynômes plus ou moins complexes. Une correction selon une symétrie radiale sera moins couteuse en coefficients qu'une correction totalement asymétrique.

L'intérêt de l'IQE Tool réside dans le fait que ces différentes versions de pixels peuvent être testées au cours même du développement du procédé de fabrication. Ainsi des défauts, tels que la faiblesse dans l'isolation du pixel sous le nœud de lecture, peuvent être corrigés au plus tôt et par conséquent gagner un temps non négligeable de développement.

Uniformité (Colour Tilts) et Simulation d'images D'autres indicateurs permettent d'évaluer l'uniformité des couleurs sur l'image : il s'agit des « Colour Tilts » (section 1.3.4.1). Les résultats pour chaque plan couleur R, G_R, G_B, B pour les deux pixels sous l'illuminant D65 sont illustrés figure 3.32. Les mêmes échelles ont été conservées sur les figure 3.31-a et b : on constate bien l'amélioration sensible de l'uniformité sur chacune des plans couleurs entre la version A et la version B des pixels. En particulier, on notera que le *mismatch* des deux verts a été bien corrigé dans la version B, ce que l'on avait déjà noté sur les résultats de QE off-axis : le mismatch est de $\pm 10\%$ pour la version A alors qu'il est de $\pm 2\%$ pour la version B.

Cependant, l'indicateur le plus intuitif consiste à évaluer visuellement sur image l'impact de la non-uniformité. L'IQE Tool permet alors de générer des images de gris uniforme sur lesquelles il est le plus aisé de juger des effets de *colour shading*. Les figure 3.33-a,b illustrent les résultats de la simulation pour un gris neutre à 30% de réflexion pour les pixels versions A et B après balance des blancs, correction des couleurs et correction gamma. La balance des blancs a été réalisée par la méthode dite du « gray world » tandis que la matrice de correction des couleurs a été optimisée à partir des résultats de QE sur l'axe. Sur la figure 3.33-c, nous avons simplement ajouté un fond gris à 30% à ces deux images afin d'accentuer la perception des effets de *colour*

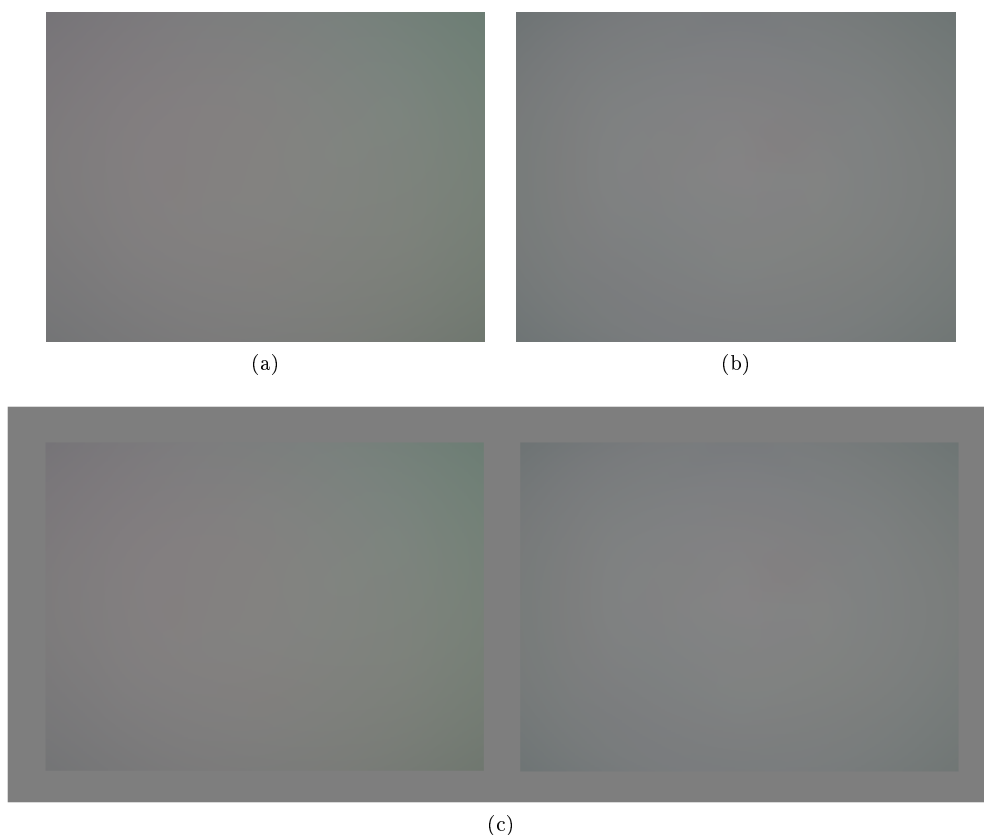


FIGURE 3.33 – Simulation d'une image de gris neutre 30% sous 3200K à fort niveau d'éclaircement pour les pixels (a) Version A, (b) Version B. (c) Superposition des deux images précédentes sur le fond gris neutre

shading en bord d'image : c'est une utilisation de l'effet de *crispening* (section 2.4.3).

On peut noter que la matrice de correction des couleurs amplifie le phénomène de *colour shading* puisqu'elle n'est pas du tout optimisée pour les bords de la matrice mais pour le QE sur l'axe. Cela amène à imaginer une reconstruction couleur par zones sur l'image cependant cette solution serait coûteuse en termes de coefficients de correction et la nécessité de gérer les effets de bords de zone.

3.3.3 Conclusion

L'IQE Tool présenté dans ce chapitre est un outil permettant de simuler des images à partir des données de caractérisation des capteurs d'images CMOS. Il a été validé en termes de niveau de bruit sur image ainsi qu'en terme de RI afin d'étendre la validation aux résultats hors d'axe. Cet outil est aisément utilisable grâce à son interface graphique, mais également facilement modifiable grâce à la gestion des différentes versions sous SVN (SubVersion). Il a également démontré sa capacité à participer à l'optimisation des performances lors de la phase de développement des nouvelles générations de pixels. Cet outil a également permis de visualiser des images simulées pour différentes valeurs de l'indicateur de bruit SNR10, et a contribué à la remise en cause de la pertinence de cet indicateur (section 2.5.2).

Cet outil pourrait cependant être perfectionné, notamment au niveau des options disponibles : à terme il devrait être possible de choisir d'autres motifs que celui de Bayer comme l'utilisation des couleurs complémentaires (CMY), d'un pixel panchromatique (WRGB [85]) ou bien d'autres arrangements spatiaux (chapitre 6). Il faudrait alors également implémenter les interpolations associées. L'idéal serait également d'avoir notre propre base de donnée d'images multispectrales afin d'obtenir un large panel d'images (images de scènes intérieures mais aussi extérieures, des images de scènes naturelles ou artificielles ou encore de personnes de différentes couleurs de peaux) et surtout de hautes résolution, ce qui n'est pas le cas de bases de données disponibles sur internet pour des raisons de taille d'image.

Enfin, le module lentille pourrait être développé afin de pouvoir simuler les performances de la lentille au travers de sa fonction de transfert optique notée OTF (« Optical Transfert Function »). L'effet du filtre infrarouge en fonction du CRA et son impact sur le *colour shading* relativement à l'impact du pixel lui-même serait également une étude intéressante à mener (chapitre 6). Cette étape permettrait alors d'avoir une simulation complète du module tout en pouvant décorréliser les effets de la lentille, du filtre infrarouge et du pixel.

A présent que nous disposons de cet outil de simulation, nous allons pouvoir nous intéresser à l'optimisation de la détection et de la reconstruction couleur au travers du choix des réponses spectrales des filtres colorés et de la matrice de correction des couleurs, tout en ayant la capacité d'évaluer rapidement les performances des optimisations sur des images simulées. Cela nous permettra d'avoir un regard critique sur les optimisations réalisées en ne se fiant pas uniquement aux performances des indicateurs utilisés mais également à notre perception de la qualité de l'image finale.

Chapitre 4

Optimisation de la couleur et du bruit sous faible éclairage

Dans ce chapitre, nous allons nous attacher à optimiser les performances de la reconstruction couleur. Cet aspect devient particulièrement important dans des conditions de faible éclairage où les performances de notre capteur d'images sont dégradées. La problématique de ce chapitre consiste à optimiser plusieurs étapes de la chaîne de la reconstruction couleur (section 1.1.4) afin d'améliorer ses performances.

Pour cela, nous allons avoir l'opportunité de travailler sur deux aspects différents : le premier concerne l'optimisation de la matrice de correction couleur (CCM de l'anglais « Colour Correction Matrix »). En effet, on verra que la CCM permet d'améliorer les couleurs mais souvent au détriment du bruit sur l'image. Nous tenterons de déterminer un optimum afin d'améliorer au mieux les performances de cette correction en termes de fidélité de couleurs et de bruit. Le deuxième aspect concerne le capteur en lui-même et non une étape de post-traitement : il s'agit de l'optimisation de la réponse des filtres colorés. En effet, le filtrage des couleurs sur un capteur CMOS à motif de Bayer est le plus souvent réalisé à l'aide de trois résines colorées R, G et B. Ces résines sont produites par un fournisseur externe à STMicroelectronics et leurs réponses spectrales ne sont pas nécessairement optimales pour nos applications. En réalisant cette optimisation, nous tenterons en réalité de diminuer voire d'éliminer le phénomène de diaphotie *spectrale* (section 1.3.2.5).

Dans un premier temps, nous introduirons quelques généralités sur les problèmes d'optimisation, leur formulation, ainsi que la description des principaux algorithmes utilisés. Par la suite, nous nous attacherons à l'amélioration des performances de la reconstruction couleur au travers de l'optimisation de la matrice de correction couleur (CCM) puis de la réponse spectrale des filtres colorés. Dans le cas de l'optimisation de la CCM, nous réaliserons une optimisation simple, double puis triple objectif respectivement des indicateurs d'erreur de couleur, d'erreur de couleur et de bruit, puis d'erreur de couleur, de bruit et de saturation. Dans le cas de l'optimisation des réponses spectrales des filtres colorés, nous tenterons dans un premier temps de construire un modèle de la réponse spectrale des filtres puis nous utiliserons le modèle pour analyser les tendances au cours d'un plan d'expérience. Enfin, nous réaliserons une double optimisation des indicateurs d'erreur de couleur et de bruit.

Les performances de chaque optimisation pourront être évaluées sur des images simulées grâce à notre outil IQE Tool présenté dans le chapitre 3, ce qui nous permettra de conclure sur les résultats et les limites de notre étude.

4.1 Algorithmes d'optimisation

En règle générale, la démarche scientifique à adopter face à un phénomène physique ou un système industriel est la modélisation de ce phénomène ou système, puis intervient l'étape de simulation numérique sur ce modèle. Mais la démarche ne s'arrête pas là : souvent, le chercheur souhaite agir sur le phénomène ou sur le système afin d'en améliorer certaines performances.

Cette troisième étape est celle de l'optimisation, *i.e.* celle de la minimisation (ou de la maximisation) d'une fonction qui dépend des paramètres du modèle.

L'objectif de ce paragraphe n'est pas de donner une liste exhaustive de tous les algorithmes d'optimisation existants mais de livrer au lecteur les clefs afin de pouvoir appréhender les formulations ainsi que le principe des algorithmes d'optimisation utilisés au cours de cette thèse.

4.1.1 Généralités

4.1.1.1 Formulation

La démarche de modélisation dans l'objectif d'une optimisation passe par trois étapes :

- l'identification des *variables de décision*, *i.e.* les paramètres du système concerné sur lesquels il est possible d'agir afin d'améliorer ses performances. En règle générale, si ces variables sont au nombre de n , elles sont représentées par un vecteur colonne de \mathbb{R}^n souvent noté $x = (x_1 \dots x_n)^T$ ou

$$x = \begin{bmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix} \quad (4.1)$$

Dans le cas de l'optimisation de la matrice de correction des couleurs notée CCM, nous verrons que ces variables de décision seront les coefficients indépendants de la CCM. Nous verrons également que le choix de ces variables sera un peu moins évident dans le cas de l'optimisation des filtres colorés et que le choix de la modélisation dépendra du nombre de ces variables. Cette étape est décisive pour l'optimisation : en effet, un choix inapproprié de variables de décision peut générer un problème d'optimisation trop compliqué et impossible à résoudre ;

- la description de la méthode qui permet d'évaluer l'état du système pour un ensemble de valeurs donné des variables de décision. On suppose que le modélisateur est capable de définir une fonction, fournissant une mesure de l'état du système en fonction des variables de décision. Cette fonction, appelée *fonction objectif*, est notée f et la mesure de l'état du système est donnée par le nombre réel $f(x)$; l'objectif de l'optimisation étant de minimiser (ou maximiser) cette mesure :

$$\min \{f : x \in \mathbb{R}^n \mapsto f(x)\}$$

- la description mathématique des circonstances ou *contraintes* précisant les valeurs que les variables de décision peuvent prendre.

Une fois cette démarche de formulation effectuée, le but est de résoudre notre problème d'optimisation, autrement dit chercher à minimiser la distance entre notre modèle et l'objectif. Cette distance est mesurée par la fonction objectif, qui en règle générale est une norme (norme euclidienne, norme 1, norme infini, ...).

4.1.1.2 Notion de linéarité, non-linéarité et contraintes

Avant de résoudre un problème d'optimisation tel que formulé précédemment, il est important de définir le cas dans lequel se situe notre problème afin de bien choisir l'algorithme de résolution. En particulier, on distinguera plusieurs cas :

- optimisation linéaire ou non-linéaire, *i.e.* il faut se poser la question de la *linéarité* du modèle (plus précisément de la fonction décrivant notre modèle) ;
- optimisation contrainte ou non contrainte, *i.e.* il faut se demander si notre modèle doit respecter des contraintes et si oui de quel type.

Pour pouvoir répondre à ces questions, nous allons expliciter ces notions de linéarité et contraintes.

Une fonction $h : \mathbb{R}^n \mapsto \mathbb{R}$ est dite *linéaire* si elle s'écrit

$$h(x) = c^T x \quad (4.2)$$

où $c \in \mathbb{R}^n$ est un vecteur constant, *i.e.* indépendant de x . Une fonction $h : \mathbb{R}^n \mapsto \mathbb{R}^m$ est *linéaire* si chacune de ses composantes $h_i : \mathbb{R}^n \mapsto \mathbb{R}, i = 1, \dots, m$, est linéaire. Dans ce cas, elle peut s'écrire $h(x) = Ax$, où $A \in \mathbb{R}^{n \times m}$ est une matrice de constantes.

En optimisation, il est courant d'utiliser l'adjectif *linéaire* en lieu et place de *affine*. une fonction $h : \mathbb{R}^n \mapsto \mathbb{R}$ est dite *affine* si elle s'écrit

$$h(x) = c^T x + d \quad (4.3)$$

où $c \in \mathbb{R}^n$ est un vecteur de constantes et $d \in \mathbb{R}$.

Par abus de langage, une fonction *non linéaire* est en fait une fonction qui n'est pas affine.

On parlera donc d'optimisation *linéaire* (OL) lorsque la (ou les) fonction(s) décrivant le modèle sera (seront) linéaire(s), ou réciproquement d'optimisation *non linéaire* (ONL).

En pratique, les problèmes peuvent présenter des contraintes telles que des contraintes d'égalité ou des contraintes de bornes inférieures et supérieures. Un problème d'optimisation qui contient des contraintes est en général beaucoup plus difficile à résoudre que son homologue non-contraint. C'est pour cela que l'on distingue l'optimisation contrainte de l'optimisation non-contrainte.

Le problème principal des différents algorithmes d'optimisation est la convergence vers un minimum local ou global (et la vitesse de convergence). De nombreuses recherches et théorèmes permettent de démontrer les conditions de convergence mais ce thème ne fait pas l'objet de cette thèse. Pour de plus amples informations sur les techniques de l'optimisation, le lecteur pourra se référer à un certain nombre d'ouvrages sur le sujet dont une liste non-exhaustive est donnée dans la bibliographie [86–89].

4.1.2 Les différents algorithmes

4.1.2.1 Quasi-Newton

L'algorithme appelé *Quasi-Newton* est une catégorie d'algorithmes qui permet de résoudre des problèmes d'optimisation non contraints, non linéaires de la forme :

$$\min\{f(x), x \in \mathbb{R}^N\}.$$

avec $f : \mathbb{R}^n \mapsto \mathbb{R}$ la fonction objectif dont on ne connaît pas l'expression analytique, ou dont le calcul est trop coûteux.

La base des algorithmes d'optimisation de type Quasi-Newton est d'appliquer la méthode de Newton (ou Newton-Raphson) qui permet de trouver numériquement une approximation précise d'un zéro (ou racine) d'une fonction réelle. Elle peut être utilisée pour résoudre des systèmes d'équations non-linéaires du premier ordre.

Lorsque l'algorithme converge, la méthode de Newton permet de trouver par itérations une approximation de plus en plus précise de l'un des zéros de la fonction. On note x_0 le point initial et la boucle est décrite par l'équation

$$x_{k+1} = x_k + \Delta x_k,$$

jusqu'à ce que la fonction prenne une valeur suffisamment proche de zéro. On note g le gradient de la fonction non-linéaire f ,

$$g(x) = \nabla f(x).$$

On souhaite que le gradient s'annule pour une valeur de x que l'on cherche. L'idée est de choisir le pas Δx_k en linéarisant la fonction $g(x)$ autour de x_k

$$g(x_k + \Delta x_k) = g(x_k) + J_g(x_k)\Delta x_k + \mathcal{O}(\|\Delta \mathbf{x}_k\|^2)$$

avec J_g le Jacobien de g . On obtient alors l'équation linéaire suivante, valide dans le proche voisinage de la valeur de x recherchée :

$$\begin{aligned} g(x_k) + J_g(x_k)\Delta x_k &= 0 \\ \Leftrightarrow \Delta x_k &= -J_g(x_k)^{-1}g(x_k) \end{aligned}$$

Équation qui appliquée à l'optimisation non-linéaire devient

$$\Delta x_k = -H_f^{-1}(x_k) \nabla f(x_k)$$

avec H_f la matrice hessienne de f (i.e. la matrice des dérivées partielles secondes de f). En effet, $J_g = H_f$ car $f : \mathbb{R}^n \mapsto \mathbb{R}$.

Cependant, appliquer $x_{k+1} = x_k + \Delta x_k$ n'assure pas nécessairement l'inégalité $f(x_{k+1}) < f(x_k)$ puisque la linéarisation n'est valide que pour le proche voisinage de x_k . Afin d'obtenir une série décroissante des valeurs de la fonction, on recherche la valeur du pas α_k qui convient tel que

$$x_{k+1} = x_k + \alpha_k \Delta x_k.$$

Cette recherche est effectuée le long de la ligne $L(\alpha) = x_k + \alpha \Delta x_k$. La méthode la plus précise consisterait alors à minimiser $f(L(\alpha_k))$ en fonction de α_k mais cette approche est coûteuse en terme de temps de calcul. L'approche la plus classique consiste à rechercher la valeur de α_k donnant une nouvelle itération « suffisamment bonne ».

L'avantage de la méthode de Newton est que l'on prend en compte les informations du second ordre de la fonction objectif au travers du calcul de la matrice hessienne H_f , ce qui accélère grandement la convergence. En effet, si la méthode de Newton converge, c'est de façon quadratique. L'inconvénient de cette méthode est que à chaque itération, il est nécessaire de calculer le gradient $\nabla f(x_k)$, la matrice hessienne $H_f(x_k)$ et inverser cette dernière. Lorsque ces étapes sont possibles (ce qui n'est pas nécessairement le cas), elles sont coûteuses en temps de calcul; d'où le développement des méthodes de quasi-Newton basées sur une approximation D_k de l'inverse de la matrice hessienne H_f^{-1} à partir des valeurs de la fonctions et de ses gradients aux étapes x_k et x_{k+1} .

Pour résumer, les méthodes de quasi-Newton consistent à chaque itération k à remplacer le problème

$$(P_k) : \begin{cases} \text{résoudre} & \Delta x_k = -H_f^{-1}(x_k) \nabla f(x_k) \\ \text{trouver } \alpha_k \text{ qui minimise} & f(L(\alpha)) = f(x_k + \alpha \Delta x_k) \\ \text{calculer} & x_{k+1} = x_k + \alpha_k \Delta x_k \end{cases}$$

par le problème

$$(P'_k) : \begin{cases} \text{calculer une approximation } D_k \text{ de} & H_f^{-1} \\ \text{calculer la direction de descente} & d_k = -D_k \nabla f(x_k) \\ \text{trouver } \alpha_k \text{ qui minimise} & f(L(\alpha)) = f(x_k + \alpha \Delta x_k) \\ \text{calculer} & x_{k+1} = x_k + \alpha_k \Delta x_k \end{cases}$$

La fonction *fminunc* de la toolbox Optimization utilise un algorithme de cette famille décrit sous le titre « Quasi-Newton Implementation » dans la documentation [90].

4.1.2.2 Levenberg-Marquardt

L'algorithme de Levenberg-Marquardt est utilisé pour ajuster un modèle décrit par une fonction non-linéaire h à un vecteur de données y . Il résout le problème non-linéaire par la méthode des moindres carrés :

$$\min f(x) = \frac{1}{2} \|h(x) - y\|^2 = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^M (h_i(x) - y_i)^2, x \in \mathbb{R}^N$$

par une méthode généralement plus efficace qu'une optimisation non contrainte classique. Il utilise le fait que la fonction objectif est une somme de carrés, ce qui induit une structure particulière du jacobien et de la matrice hessienne. L'algorithme est itératif, descendant dans une direction d_k déterminée à chaque itération k par une approximation linéaire de la fonction h telle que

$$h(x_k + \delta_k) \approx h(x_k) + J_k \delta_k$$

et la fonction objectif f peut alors être approximée telle que

$$f(x_k + \delta_k) \approx \|h(x_k) + J_k \delta_k - y\|^2$$

La direction $\tilde{\delta}_k$ qui minimise localement cette équation peut alors être déterminée en résolvant le système d'équations linéaires suivant :

$$\begin{aligned} \nabla f(x_k + \tilde{\delta}_k) &= 0 \\ \Leftrightarrow J_k^T (h(x_k) + J_k \tilde{\delta}_k - y) &= 0 \\ \Leftrightarrow J_k^T J_k \tilde{\delta}_k &= -J_k^T (f(x_k) - y) \end{aligned} \quad (4.4)$$

Cette méthode de calcul de $\tilde{\delta}_k$ est connue sous le nom Gauss-Newton. Kenneth Levenberg propose une version modifiée de cette équation,

$$(J_k^T J_k + \lambda_k I) \tilde{\delta}_k = -J_k^T (f(x_k) - y) \quad (4.5)$$

incluant un paramètre d'amortissement λ_k [91]. Cette méthode a ensuite été étendue par Donald Marquardt, qui a défendu la thèse que résoudre l'équation,

$$(J_k^T J_k + \lambda_k \text{diag}(J_k^T J_k)) \tilde{\delta}_k = -J_k^T (h(x_k) - y) \quad (4.6)$$

donnait une direction de descente plus adaptée localement à la courbure de la fonction objectif [92].

La méthode de Gauss-Newton a l'avantage de converger rapidement (grâce à l'utilisation de la matrice hessienne), seulement la convergence n'est possible que si le point de départ est suffisamment proche de la solution *i.e.* si le résidu $(h(x) - y)$ est petit. L'algorithme de Levenberg-Marquardt permet d'utiliser une méthode de gradient (la direction dans laquelle h décroît le plus vite est choisie) lorsque le point est loin d'un minimum afin d'assurer la convergence de l'algorithme, mais aussi d'utiliser la méthode de Newton lorsque l'on est proche du minimum et accélérer ainsi la convergence.

Les différentes implémentations des algorithmes de Levenberg-Marquardt diffèrent par le choix de l'utilisation de l'équation (4.5) ou (4.6) et du facteur λ_k . La fonction *lsqnonlin* de la toolbox Optimization de Matlab [90] utilise la direction de Levenberg (4.5).

4.1.2.3 Programmation Séquentielle Quadratique

La famille des algorithmes noté SQP de l'anglais « Sequential Quadratic Programming » (ou Programmation Séquentielle Quadratique) étendent l'utilisation des méthodes de Newton/Quasi-Newton aux problèmes non-linéaires contraints. Ces problèmes peuvent s'écrire sous la forme

$$\min f(x), \text{ tel que } \begin{cases} \phi(x) = 0, \phi(x) \in \mathbb{R}^M \\ \psi(x) \geq 0, \psi(x) \in \mathbb{R}^P. \end{cases} \text{ avec } f : \mathbb{R}^n \mapsto \mathbb{R}$$

L'idée consiste à formuler le Lagrangien associé à ce problème,

$$L(x; \lambda, \mu) = f(x) - \sum_{i=1}^M \lambda_i \phi_i(x) - \sum_{i=1}^P \mu_i \psi_i(x),$$

et de chercher par itérations les valeurs de x_j et des multiplicateurs de Lagrange λ_i et μ_i qui convergent vers les valeurs de \hat{x} , $\hat{\lambda}$ et $\hat{\mu}$ du point stationnaire du Lagrangien. Pour trouver la direction de la descente d_j à l'étape j , le problème quadratique suivant est posé,

$$\begin{aligned} \min \{ & \frac{1}{2} d_j^T \nabla^2 L(x_j; \lambda_j, \mu_j) d_j + \nabla f(x_j)^T d_j \}, d_j \in \mathbb{R}^N \\ \text{avec } \begin{cases} & \nabla \phi_i(x_j)^T d_j + \phi_i(x_j) = 0, i = 1, \dots, M \\ & \nabla \psi_i(x_j)^T d_j + \psi_i(x_j) \geq 0, i = 1, \dots, P \end{cases} \end{aligned}$$

La solution du sous-problème quadratique à chaque itération peut être résolu par n'importe quel algorithme de programmation quadratique. La méthode utilisée par la toolbox Optimization de Matlab [90] appartient à la stratégie dite *active-set*. Soit x un point admissible, une contrainte $\psi_i(x) \geq 0$ est dite *active* au point x si $\psi_i(x) = 0$ et *inactive* si $\psi_i(x) > 0$. La classe de méthodes *active-set* est basée sur l'idée de suivre les contraintes dites *actives*, et résoudre par itérations le problème quadratique avec seulement des contraintes d'égalités (ce qui revient à résoudre un système linéaire).

4.1.2.4 Normal constraint (NC)

La méthode d'optimisation appelée *Normal Constraint* (NC) [93] est un algorithme qui peut être utilisé pour résoudre des problèmes d'optimisation multi-objectifs de la forme :

$$\min \{F : \mathbf{U} \in \mathbb{R}^n \mapsto F(\mathbf{U}) \in \mathbb{R}^p\},$$

où \mathbf{U} est le vecteur colonne des variables de décision, et où l'objectif est de minimiser simultanément les p fonctions objectif $F_i(\mathbf{U}), i \in [1, p]$.

Cette méthode sera utilisée dans les paragraphes suivants pour minimiser à la fois les erreurs de couleur et le bruit (section 4.2.2.2) puis les erreurs de couleur, le bruit et la saturation (section 4.2.2.3). Ces optimisations ont respectivement deux et trois fonctions objectif ($p=2$ et $p=3$).

Une méthode d'optimisation multi-objectifs diffère d'une simple optimisation dans le sens où le résultat de l'optimisation n'est pas une valeur unique du vecteur \mathbf{U} donnant un minimum de la fonction objectif mais plutôt un ensemble de valeurs de \mathbf{U} donnant un optimum des minima des fonctions objectifs. L'ensemble de ces valeurs constitue la *surface de Pareto* ou bien la *courbe de Pareto* dans le cas spécifique d'un problème de double optimisation ($p=2$). Autrement dit, la surface de Pareto est l'ensemble des valeurs des variables de décision (appelés également points Pareto) qui sont optimales dans le sens où améliorer d'avantage un des objectifs conduirait à dégrader au moins un des autres objectifs.

La première étape de cette optimisation est de trouver les points optimaux de chacune des p fonctions objectif en réalisant une optimisation non contrainte de la forme :

$$\min\{F_i(\mathbf{U}), \mathbf{U} \in \mathbb{R}^n\}, \text{ pour } i = 1, \dots, p$$

Les p solutions obtenues sont notées $\mathbf{A}_i^* = F_i(\hat{\mathbf{U}}_i)$ où $\hat{\mathbf{U}}_i$ est l'ensemble des valeurs des variables de décision qui minimisent le problème i . Ces points optimaux sont appelés *anchor points* (littéralement « points d'ancrage ») car ils permettent de définir des régions dans lesquelles les solutions seront recherchées.

Afin de simplifier la compréhension, la méthode Normal Constraint sera décrite en deux dimensions dans la suite de ce paragraphe *i.e.* pour un problème avec seulement deux fonctions objectif ($p=2$).

Pour la mise en œuvre de ce problème d'optimisation, on définit d'abord le *point Utopique* noté \mathbf{U}^* comme la combinaison de chacune des i ème coordonnées de chaque anchor point \mathbf{A}_i^* : $\mathbf{U}^* = (F_1(\hat{\mathbf{U}}_1), F_2(\hat{\mathbf{U}}_2))^T$. Ce point est appelé utopique car il n'existe pas nécessairement mais si il était atteignable, il serait LA solution du problème puisqu'il minimiserait chacune des fonctions objectif à sa valeur optimum. La plupart du temps, ce point utopique n'existe pas et un compromis doit être trouvé sur la courbe de Pareto. La première étape afin de simplifier le problème est de réaliser un changement de repère afin de ramener le point utopique à l'origine (Fig. 4.1), mais aussi de normer les distances l_1^* et l_2^* entre les anchor points et le point utopique.

Les anchor points de coordonnées $\mathbf{A}_1^* = (0, 1)^T$ et $\mathbf{A}_2^* = (1, 0)^T$ dans ce nouveau repère permettent ensuite de définir la ligne utopique ou *Utopia line*, qui est le segment reliant les deux points \mathbf{A}_1^* et \mathbf{A}_2^* dans le cas d'un problème à deux objectifs ($p=2$). Dans le cas où $p=3$ ou $p>3$, on parlera respectivement de plan utopique (*Utopia plane*) ou d'hyperplan utopique (*Utopia hyperplane*). En deux dimensions, la ligne utopique obtenue est ensuite subdivisée en un nombre m de points équidistants. Ce sont ces m points notés $x_j, j = 0, \dots, m-1$ qui sont ensuite utilisés pour formuler m problèmes d'optimisation non linéaire contrainte, chacune des solutions associées à ces m problèmes étant située sur la courbe de Pareto appelée également frontière (*Pareto frontier*). La figure 4.2 illustre cette procédure pour un problème d'optimisation double-objectif ($p=2$).

Nous allons formuler plus clairement le problème d'optimisation non linéaire contrainte. Pour chaque point $x_j, j = 0, \dots, m-1$, on trace la normale N_j à la ligne utopique passant par x_j . On note \mathbf{v} le vecteur normal à cette droite de coordonnées $\mathbf{v} = (1, -1)^T$. Le point optimum situé sur la courbe de Pareto peut être déterminé en minimisant $F_2(\mathbf{U})$ dans la région supérieure

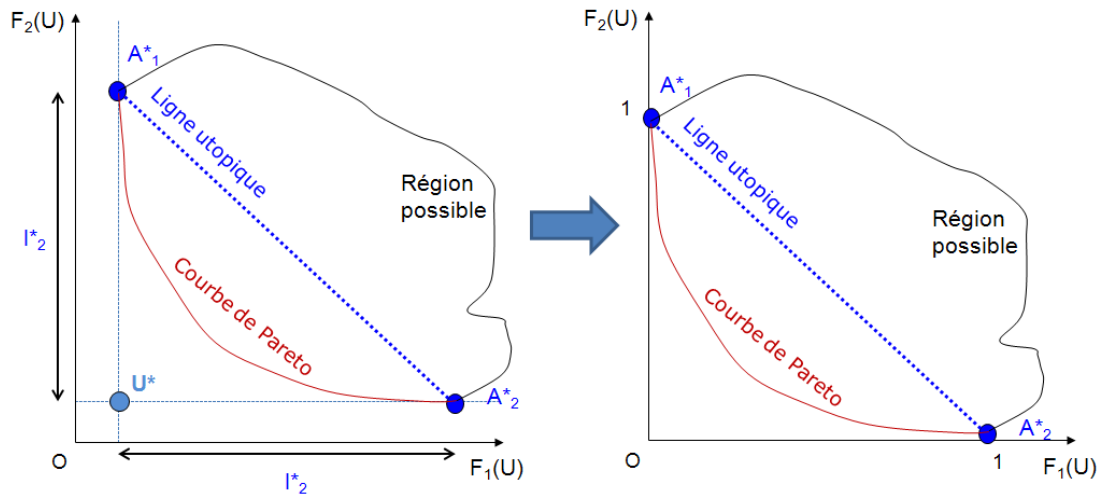


FIGURE 4.1 – Illustration du changement de repère de la méthode Normal Constraint (NC) pour un problème d'optimisation double-objectifs ($p=2$).

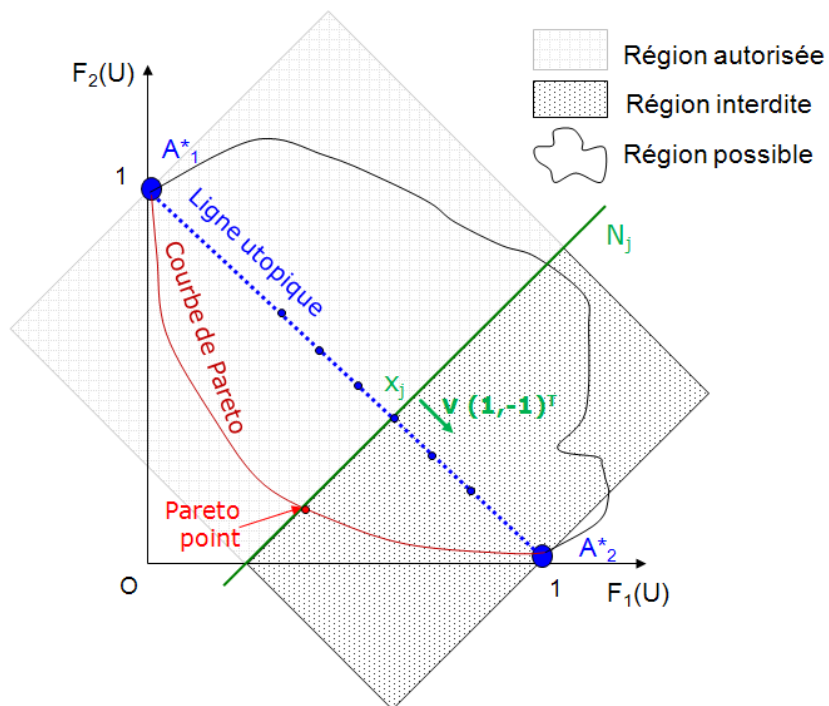


FIGURE 4.2 – Illustration de la méthode Normal Constraint (NC) pour un problème d'optimisation double-objectifs ($p=2$).

à cette ligne (région autorisée), ce qui constitue la contrainte. La région située en dessous de cette ligne est appelée région interdite. Elle est appelée comme telle car il ne peut y avoir de solutions dans cette région à l'étape j même si une partie de cette région sera explorée à l'étape $j+1$. Pour chaque point $x_j, j = 0, \dots, m-1$, le problème d'optimisation s'exprime de la manière suivante :

$$\min\{F_2(\mathbf{U}), \mathbf{U} \in \mathbb{R}^n\},$$

$$\text{avec } \mathbf{v}^T \left(\begin{bmatrix} F_1(\mathbf{U}) \\ F_2(\mathbf{U}) \end{bmatrix} - x_j \right) \leq 0$$

Les points optimums trouvés, solutions des m problèmes d'optimisation contrainte, constituent donc la courbe de Pareto. Afin de trouver les solutions du problème multi-objectif, il suffira de faire la transformation dans le repère initial. Il reviendra à l'utilisateur final de réaliser le compromis entre les différents objectifs pour arrêter son choix sur un des points Pareto.

Cette optimisation a été codée sous Matlab par S. Ronnas dans le cas d'une double optimisation (p=2) [94]. La généralisation du code pour une triple optimisation ou même des problèmes d'ordre supérieur a constitué une partie du travail de thèse. Les points anchor sont trouvés grâce à la fonction *fminunc* (section 4.1.2.1) tandis que les m optimisations contraintes sont accomplies grâce à la fonction *fmincon* de la toolbox Optimization [90], qui utilise un algorithme de la famille SQP (section 4.1.2.3). Cette méthode d'optimisation a été codée dans le module « CCM Optimization » de l'IQE Tool sous le nom « Dual Optimization ».

Cet algorithme est utilisé dans les sections 4.2.2 et 4.3.3 dans le cas d'une double et d'une triple optimisation.

4.2 Optimisation de la matrice de correction couleur

Au cours de ce paragraphe, nous allons décrire plusieurs méthodes d'optimisation des coefficients indépendants de la matrice de correction couleur appelée également CCM de l'anglais « Colour Correction Matrix ». La matrice de correction couleur est appliquée afin d'obtenir une bonne fidélité des couleurs pour un illuminant connu. Autrement dit, pour un ensemble de couleurs données, les coordonnées après correction couleur doivent être les plus proches possibles des coordonnées des couleurs sous un illuminant donné.

Dans un premier temps, nous réaliserons l'optimisation de la reconstruction couleur avec pour seul objectif la minimisation des erreurs de couleurs. Dans un deuxième temps, nous tenterons d'améliorer encore les performances de la reconstruction couleur à travers une optimisation multi-objectifs de la CCM afin de minimiser simultanément les erreurs de couleur, le bruit puis également la saturation.

4.2.1 Optimisation des seules erreurs de couleur

L'objectif de ce paragraphe est de réaliser l'optimisation de la reconstruction couleur avec pour unique fonction objectif la mesure des erreurs de couleur.

4.2.1.1 Formulation du problème

La première étape est de déterminer les variables de décision. Le modèle de la reconstruction couleur pour un capteur RGB standard s'exprime par l'équation 4.7 (section 1.1.4).

$$\begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix}_{\text{out}} = \overbrace{\begin{bmatrix} c_{RR} & c_{GR} & c_{BR} \\ c_{RG} & c_{GG} & c_{BG} \\ c_{RB} & c_{GB} & c_{BB} \end{bmatrix}}^{\text{CCM}} \overbrace{\begin{bmatrix} W_R & 0 & 0 \\ 0 & W_G & 0 \\ 0 & 0 & W_B \end{bmatrix}}^{\text{Balance des blancs}} \left(\begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix}_{\text{raw}} - \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix}_{\text{off}} \right) \quad (4.7)$$

$$\Leftrightarrow \mathbf{v}_{\text{out}} = \mathbf{C}\mathbf{W}(\mathbf{v}_{\text{raw}} - \mathbf{v}_{\text{off}})$$

avec \mathbf{v}_{raw} les données RGB brutes du capteur, et \mathbf{v}_{off} les valeurs d'offsets pour chacun des plans couleur. Les variables de décision sont donc les coefficients de la CCM, de la matrice de la balance des blancs et du vecteur colonne des offsets.

La fonction objectif est la mesure des erreurs de couleur. Cependant cette mesure n'est pas unique. Dans notre étude, il a été décidé que les erreurs de couleur seraient calculées sur les différents patchs colorés de la mire de Macbeth. Les 24 patchs (dont 18 colorés) ont en effet été choisis pour représenter une large variété de couleurs les plus représentées dans la nature, telles que la couleur d'une peau blanche ou noire, ou le vert de feuillages. Cependant, ces erreurs de couleurs peuvent être calculées dans plusieurs espaces (chapitre 2). Nous réaliserons donc une première optimisation dans un espace linéaire : l'espace RGB du capteur ; puis nous utiliserons comme objectif une mesure plus précise des couleurs dans l'espace CIELab ce qui impliquera l'implémentation d'une optimisation non linéaire.

4.2.1.2 Méthode des moindres carrés

La première fonction objectif envisagée pour optimiser la CCM est l'erreur de couleur mesurée comme la distance euclidienne dans l'espace RGB. La CCM peut alors être déterminée en minimisant la distance euclidienne dans l'espace RGB qui est un espace linéaire en utilisant la méthode des moindres carrés linéaire (LLSQ de l'anglais « Linear Least Square »).

L'équation de l'étape de la correction des couleurs dans la reconstruction couleur donnée par l'équation 4.7 peut s'exprimer de façon équivalente dans \mathbb{R}^4 .

$$\begin{bmatrix} R \\ G \\ B \\ 1 \end{bmatrix}_{\text{out}} = \begin{bmatrix} \mathbf{C}\mathbf{W} & -\mathbf{C}\mathbf{W}\mathbf{v}_{\text{off}} \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \\ 1 \end{bmatrix}_{\text{raw}} = \mathbf{M} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \\ 1 \end{bmatrix}_{\text{raw}} \quad (4.8)$$

Soit \mathbf{S} (pour « Source ») la matrice des coordonnées RGB des 24 patchs en sortie du capteur après balance des blancs et interpolation et \mathbf{T} (pour « Target ») la matrice de coordonnées théoriques des 24 patchs sous un illuminant donné.

$$\mathbf{S} = \begin{bmatrix} R_1 & \dots & R_{24} \\ G_1 & \dots & G_{24} \\ B_1 & \dots & B_{24} \\ 1 & \dots & 1 \end{bmatrix}_{\text{source}} \quad \mathbf{T} = \begin{bmatrix} R_1 & \dots & R_{24} \\ G_1 & \dots & G_{24} \\ B_1 & \dots & B_{24} \\ 1 & \dots & 1 \end{bmatrix}_{\text{target}} \quad (4.9)$$

Le problème peut alors se résoudre par la méthode des moindres carrés linéaire, qui se présente comme suit : trouver la matrice $\hat{\mathbf{M}}$ qui minimise $\|\mathbf{M}\mathbf{S} - \mathbf{T}\|^2$. On a alors,

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{M}} &= \underset{\mathbf{M}}{\operatorname{argmin}} \|\mathbf{M}\mathbf{S} - \mathbf{T}\|^2 \\ &\Leftrightarrow \frac{\partial \|\mathbf{M}\mathbf{S} - \mathbf{T}\|^2}{\partial \mathbf{M}} = 0 \\ &\Leftrightarrow \mathbf{S}^T \mathbf{M}^T = \mathbf{T}^T \end{aligned} \quad (4.10)$$

Sachant que $\mathbf{S} \neq 0$, l'équation 4.10 peut s'écrire de la sorte :

$$\mathbf{S}\mathbf{S}^T \hat{\mathbf{M}}^T = \mathbf{S}\mathbf{T}^T \quad (4.11)$$

et puisque $\mathbf{S}\mathbf{S}^T$ est une matrice définie et positive, elle peut être inversée ; d'où la solution :

$$\hat{\mathbf{M}}^T = (\mathbf{S}\mathbf{S}^T)^{-1} \mathbf{S}\mathbf{T}^T \quad (4.12)$$

Une fois la matrice $\hat{\mathbf{M}}$ obtenue, elle doit être décomposée en \mathbf{C} , \mathbf{W} et le vecteur colonne \mathbf{v}_{off} . Nous connaissons le produit $\mathbf{K} = \mathbf{C}\mathbf{W}$ qui est donné par les 9 éléments des trois premières lignes et colonnes de la matrice $\hat{\mathbf{M}}$. Nous avons vu dans la section 1.1.4 que la somme de chaque ligne de la CCM doit être égale à 1 afin de ne pas détruire l'opération de balance des blancs. Cette condition est imposée par le système suivant :

$$\mathbf{K} \begin{bmatrix} g_1 \\ g_2 \\ g_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} \quad (4.13)$$

d'où le calcul des coefficients g_1 , g_2 et g_3 (non nuls) à partir du produit $K = CW$. On obtient donc les coefficients de la matrice de balance des blancs et de la CCM en posant,

$$\mathbf{W} = \begin{bmatrix} g_1 & 0 & 0 \\ 0 & g_2 & 0 \\ 0 & 0 & g_3 \end{bmatrix}^{-1} \quad (4.14)$$

et

$$\mathbf{C} = \mathbf{K} \begin{bmatrix} g_1 & 0 & 0 \\ 0 & g_2 & 0 \\ 0 & 0 & g_3 \end{bmatrix} \quad (4.15)$$

Le vecteur colonne des offsets est ensuite calculé à l'aide du vecteur \mathbf{v}_k constitué des trois premiers éléments de la quatrième colonne de la matrice M.

$$\mathbf{v}_{\text{off}} = -(\mathbf{CW})^{-1} \mathbf{v}_k \quad (4.16)$$

On obtient alors l'expression complète de la reconstruction couleur optimisée pour réduire l'erreur de couleur de chacun des patches de la mire de Macbeth calculée comme étant la distance euclidienne dans l'espace RGB. Cette optimisation a été codée dans le module « CCM Optimization » de l'Image Quality Evaluation Tool (chapitre 3) sous le nom « LLSQ Optimization ».

4.2.1.3 Méthode des moindres carrés non-linéaires

La seconde méthode consiste à minimiser une fonction objectif calculant les erreurs de couleur comme des distances ΔE_{2000} dans l'espace CIE-L*a*b* (Annexe C) en lieu et place des distances euclidiennes dans l'espace RGB. On choisit de minimiser les erreurs de couleur ΔE_{2000} sur l'ensemble des N patches de la mire de Macbeth. La transformation de l'espace RGB capteur vers l'espace CIE-L*a*b* se fait en utilisant comme point blanc le patch n°19 de la mire.

L'intérêt de travailler dans cet espace au lieu de l'espace capteur RGB est que les distances calculées sont censées être plus représentatives des différences de couleurs perçues par l'œil humain (chapitre 2). De plus, les performances d'un capteur d'images en termes de fidélité des couleurs sont le plus souvent évaluées dans cet espace; il fait donc d'autant plus sens de travailler dans l'espace CIE-L*a*b*. L'inconvénient de travailler dans cet espace non-linéaire est que l'on ne pourra plus travailler avec des méthodes classiques de l'algèbre linéaire comme dans le paragraphe précédent. De plus, du fait de la transformation non-linéaire entre l'espace RGB capteur et l'espace CIE-L*a*b*, il n'est pas certain que l'algorithme trouve mieux que juste un minimum local.

Le problème d'optimisation peut s'exprimer de la façon suivante :

$$\min \left\{ \sum_{i=1}^N \Delta E_i(\mathbf{U})^2 \right\},$$

avec \mathbf{U} le vecteur colonne comportant l'ensemble des variables de décision. Dans notre cas, il peut s'agir soit des douze coefficients indépendants de \mathbf{C} , \mathbf{W} et \mathbf{v}_{off} comme dans le paragraphe précédent, soit des six coefficients indépendants de \mathbf{C} . En effet, nous avons vu que la somme de chaque ligne de la CCM doit être égale à 1 afin de ne pas détruire l'opération de balance des blancs. Cette matrice 3x3 peut donc se réduire à seulement six coefficients indépendants. Ce problème est un exemple typique d'une optimisation non-linéaire par la méthode des moindres carrés (NLLSQ). Bien que n'importe quel algorithme puisse être choisi pour cette optimisation non-linéaire, non contrainte, celui de Levenberg-Marquardt a été choisi car la convergence vers un point optimum est supposée être plus stable et plus rapide (section 4.1.2.2). Comme n'importe quel algorithme itératif, il est nécessaire de donner un point initial pour initialiser l'optimisation. Une des possibilités est de choisir la solution du problème des moindres carrés linéaire (LLSQ) résolu dans le paragraphe précédent. Si celle-ci n'a pas été effectuée il est également possible de choisir la matrice identité mais l'algorithme sera probablement plus long à converger et peut-être même vers un minimum local différent.

Cette optimisation a été accomplie sous Matlab grâce à la fonction *lsqnonlin* de la toolbox Optimization [90] (section 4.1.2.2). Elle a également été codée dans le module « CCM Optimization » de l'IQE Tool sous le nom « NLLSQ Optimization ».

4.2.1.4 Limitation de l'optimisation simple objectif

L'intérêt de la matrice de correction couleur est d'obtenir une bonne fidélité des couleurs pour un illuminant connu. En règle générale, cette matrice corrige le mélange des couleurs causé par le recouvrement des réponses spectrales et le phénomène de *diaphotie* (section 1.3.2.5). Par conséquent, les coefficients non-diagonaux de la CCM sont le plus souvent négatifs : en effet, il faut soustraire une couleur d'une autre afin de corriger l'effet de recouvrement. La somme de chaque ligne de la matrice étant égale à 1, les coefficients diagonaux sont donc plus grands que 1, ce qui équivaut à réaliser une amplification sur chaque plan couleur. Étant donné que le signal est amplifié et que l'on soustrait un autre signal, le bruit est augmenté : lorsque l'on soustrait deux signaux, on ajoute les bruits alors que la valeur du signal diminue. La correction des couleurs se fait donc au détriment du rapport signal à bruit (SNR). La même tendance a été trouvée par Barnhöfer [95] : la CCM peut être optimisée pour minimiser soit les erreurs de couleur, soit le bruit.

On montre ainsi qu'il existe un compromis entre la fidélité des couleurs et le bruit au cours de l'optimisation de la CCM. Si l'on corrige fortement les couleurs pour avoir la meilleure fidélité possible, les coefficients diagonaux de la matrice vont être importants (en valeur absolue) et la dégradation de bruit à faible niveau d'éclairement sera forte. À l'inverse, si on réalise un compromis sur la qualité des couleurs et que les coefficients diagonaux de la matrice sont contenus, la dégradation du bruit sera limitée. Dans le paragraphe suivant, nous allons réaliser une optimisation plus complexe de la CCM afin de pouvoir minimiser simultanément plusieurs objectifs et choisir en connaissance de cause le meilleur compromis.

4.2.2 Optimisation multi-objectif

Dans ce paragraphe, nous allons réaliser une optimisation multi-objectif de la matrice de correction couleur seule afin de simplifier au maximum le problème. L'optimisation de la CCM notée \mathbf{C} portera donc seulement sur les 6 coefficients indépendants de la matrice. Les variables de décision, qui sont les 6 coefficients indépendants, seront représentées par un vecteur colonne noté \mathbf{U} .

$$\mathbf{U} = [c_{RR} \ c_{GR} \ c_{RG} \ c_{GG} \ c_{RB} \ c_{GB}]^T \quad (4.17)$$

Dans un premier temps, nous nous attacherons à minimiser à la fois les erreurs de couleur et le bruit à travers une optimisation double objectif (section 4.2.2.2), puis nous verrons qu'il sera nécessaire de prendre en compte la saturation au cours de l'optimisation au travers d'une troisième fonction objectif (section 4.2.2.3). Les formulations de ces différentes fonctions objectif seront tout d'abord décrites dans la section 4.2.2.1.

4.2.2.1 Fonctions objectif

Au cours de ce paragraphe, nous serons amenés à utiliser jusqu'à trois fonctions objectif portant sur les grandeurs suivantes :

- les erreurs de couleur ;
- le bruit ;
- la saturation des couleurs.

Erreurs de couleur Les erreurs de couleur seront évaluées dans l'espace CIE-L*a*b* avec l'indicateur ΔE_{2000} qui est censé être représentatif des différences de couleurs perçues par l'œil humain. Ces erreurs de couleurs seront évaluées sur les 24 patches de la mire de Macbeth et la fonction objectif sera le calcul de la moyenne quadratique de ces erreurs ou erreur RMS (de l'anglais « Root Mean Square ») ΔE_{rms} sur ces N patches.

$$\Delta E_{rms} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \Delta E_i^2} \quad (4.18)$$

Bruit Il a été vu au cours du Chapitre 2 (section 2.5.2) que la détermination d'un indicateur de bruit pertinent était loin d'être une question évidente. Il a été montré, en particulier, qu'un bon indicateur de bruit visuel dépendait entre autres des conditions de visualisation (distance de vue, éclairage,...) ; or nous cherchons justement à optimiser les performances de la reconstruction couleur quelque soit les conditions de visualisation. Même l'indicateur de bruit historique, le SNR10 dépend d'un niveau de signal.

Dans un premier temps, afin de simplifier le problème d'optimisation, nous allons chercher à nous ramener à un indicateur de bruit que l'on puisse calculer analytiquement et dépendant uniquement des coefficients de la matrice de correction couleur (et de la balance des blancs). La méthode la plus directe pour exprimer l'amélioration ou la dégradation du SNR sur le canal de luminance est de calculer le rapport entre le SNR après reconstruction couleur sur le SNR avant correction.

$$\frac{\text{SNR}'_Y}{\text{SNR}_Y} = \frac{S'_Y N_Y}{S_Y N'_Y} \quad (4.19)$$

avec $Y = \beta_R R + \beta_G G + \beta_B B = 0,299R + 0,587G + 0,114B$. En utilisant la méthode de calcul décrite dans [54] pour le calcul du rapport signal à bruit et utilisée pour le calcul du SNR10 (section 2.5.2), on obtient :

$$\frac{\text{SNR}'_Y}{\text{SNR}_Y} = \frac{\left(\sum_{i=R}^B \beta_i S'_i\right) \sqrt{\sum_{i=R}^B (\beta_i N_i)^2}}{\left(\sum_{i=R}^B \beta_i S_i\right) \sqrt{\sum_{i=R}^B \sum_{j=R}^B (\beta_i c_{ji} W_j N_j)^2}} \quad (4.20)$$

Le SNR est évalué sur un gris neutre. Étant donné que la matrice de correction couleur préserve la balance des blancs, le signal S'_i pour $i = R, G, B$ après application de la balance des blancs W_i est également un gris. On pose alors $S'_i = S_W$ (et $S_i = W_i^{-1} S_W$), d'où :

$$\begin{aligned} \frac{\text{SNR}'_Y}{\text{SNR}_Y} &= \frac{S_W \left(\sum_{i=R}^B \beta_i\right) \sqrt{\sum_{i=R}^B (\beta_i N_i)^2}}{S_W \left(\sum_{i=R}^B \beta_i W_i^{-1}\right) \sqrt{\sum_{i=R}^B \sum_{j=R}^B (\beta_i c_{ji} W_j N_j)^2}} \\ &= \frac{\sqrt{\sum_{i=R}^B (\beta_i N_i)^2}}{\left(\sum_{i=R}^B \beta_i W_i^{-1}\right) \sqrt{\sum_{i=R}^B \sum_{j=R}^B (\beta_i c_{ji} W_j N_j)^2}} \end{aligned} \quad (4.21)$$

Par la suite, on fait l'hypothèse que le bruit est dominé par le bruit photonique *i.e.* $N_i = \sqrt{S_i} = \sqrt{W_i^{-1} S_W}$. Cette hypothèse est valable pour un éclairage compris entre quelques dizaines et plusieurs centaines de lux (Fig. 3.19), valeurs classiques d'éclairage de scènes en intérieur. On obtient alors :

$$\begin{aligned} \frac{\text{SNR}'_Y}{\text{SNR}_Y} &\approx \frac{\sqrt{\sum_{i=R}^B (\beta_i^2 W_i^{-1} S_W)}}{\left(\sum_{i=R}^B \beta_i W_i^{-1}\right) \sqrt{\sum_{i=R}^B \sum_{j=R}^B (\beta_i^2 c_{ji}^2 W_j S_W)}} \\ &= \frac{\sqrt{\sum_{i=R}^B (\beta_i^2 W_i^{-1})}}{\left(\sum_{i=R}^B \beta_i W_i^{-1}\right) \sqrt{\sum_{i=R}^B \sum_{j=R}^B (\beta_i^2 c_{ji}^2 W_j)}} \\ &\stackrel{\text{def}}{=} \text{SEF}_Y \end{aligned} \quad (4.22)$$

Cette expression analytique est notée SEF de l'anglais « Snr Evolution Factor ». C'est cette expression, dépendant uniquement des coefficients de la CCM, de la balance des blancs et des coefficients β_i , qui sera utilisée comme fonction objectif lors des optimisations multi-objectifs.

Saturation Un indicateur de la saturation des couleurs noté C peut également être défini dans le cas d'une triple optimisation (section 4.2.2.3). Ce troisième paramètre est calculé comme la moyenne arithmétique de la dégradation de la saturation (SD) sur l'ensemble des $N' = 18$ patchs colorés de la mire de Macbeth. La dégradation de la saturation (en %) représente le

chroma (section 2.3.3.5) d'une couleur après correction de coordonnées dans l'espace CIE- $L^*a^*b^*$ ($L_{corr}^*, a_{corr}^*, b_{corr}^*$) relativement au *chroma* de la couleur théorique de coordonnées ($L_{target}^*, a_{target}^*, b_{target}^*$) (Eq. 4.23).

$$SD = 100 \cdot \frac{\sqrt{(a_{corr}^*)^2 + (b_{corr}^*)^2}}{\sqrt{(a_{target}^*)^2 + (b_{target}^*)^2}} \quad (4.23)$$

$$C = \frac{1}{N'} \sum_{i=1}^{N'} SD_i \quad (4.24)$$

Représentation graphique Les trois objectifs que l'on va chercher à optimiser simultanément (par deux ou trois à la fois) peuvent être représentés dans un seul et même espace. La figure 4.3 illustre les coordonnées des 24 patches de la mire de Macbeth avant et après correction couleur dans l'espace $L^*a^*b^*$. Pour chaque patch, la couleur obtenue après chaque étape de la reconstruction est représentée par un carré dans l'espace $L^*a^*b^*$, les points avant correction étant situés proches de l'origine (0,0). Le centre de chaque cercle représente la couleur voulue, le cercle l'incertitude tolérée autour de la couleur voulue pour avoir un bon rendu visuel et le segment rouge, l'écart entre la couleur mesurée après toutes les étapes de reconstruction et la couleur voulue, *i.e* l'erreur ΔE_{76} .

La représentation sur un tel graphique des erreurs de couleurs ΔE_{76} est directement reliée à la distance entre la couleur voulue et la couleur obtenue dans l'espace $L^*a^*b^*$: plus cette

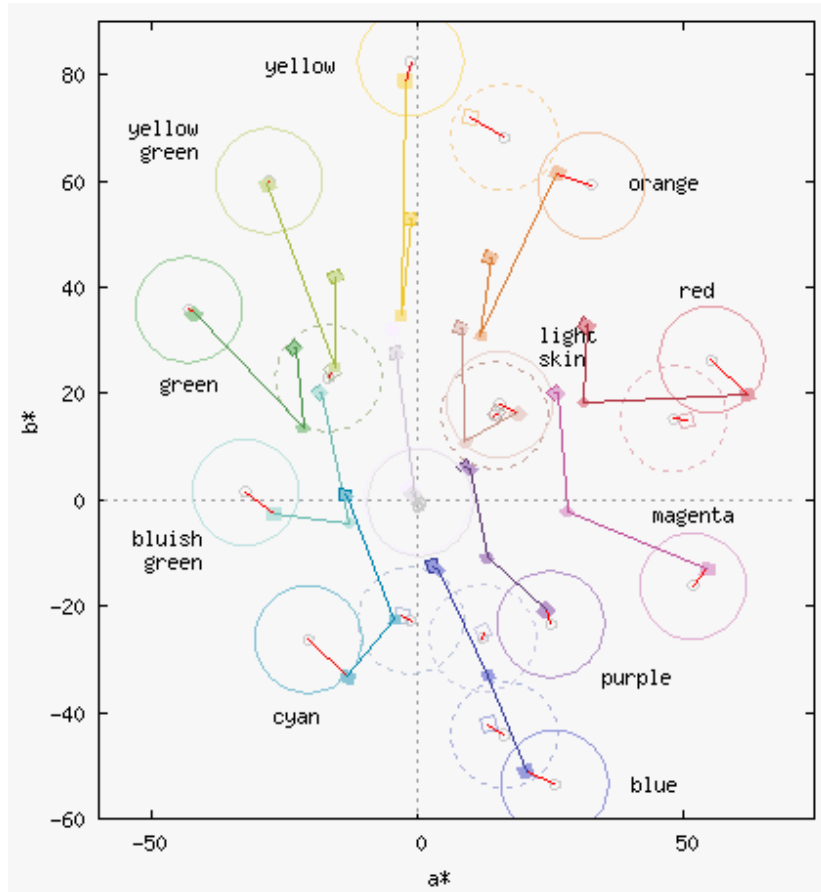


FIGURE 4.3 – Coordonnées des 24 patches de la mire de Macbeth avant et après correction couleur dans l'espace $L^*a^*b^*$ par rapport aux coordonnées des couleurs voulues. Le cercle autour de la couleur voulue représente l'incertitude tolérée entre la couleur voulue et la couleur obtenue après correction pour un rendu visuel satisfaisant pour des erreurs de couleurs ΔE_{76} .

distance sera petite, meilleure sera l'erreur de couleur. Indirectement, les erreurs de couleur ΔE_{2000} suivent cette même tendance mais le calcul induit des non-linéarités qui sont plus difficiles à représenter ; d'où ce choix de la représentation des erreurs ΔE_{76} même si l'optimisation se fera avec l'indicateur ΔE_{2000} .

La saturation est quant à elle reliée à la distance de chaque point par rapport à l'origine. En effet, on a $chroma = \sqrt{a^{*2} + b^{*2}}$ i.e. plus la couleur après correction est éloignée de l'origine, plus elle sera saturée. En particulier, si la distance entre la couleur voulue à l'origine et la distance entre la couleur obtenue à l'origine sont les mêmes, l'indicateur C sera de 100%. L'objectif est donc d'augmenter la distance à l'origine afin d'obtenir des couleurs saturées.

Et l'indicateur de bruit, quel qu'il soit, est lié à la somme des distances parcourues au cours de la reconstruction couleur : en effet, plus l'on corrige les couleurs, plus l'on introduit de bruit (à chaque opération, si l'on soustrait des signaux, on ajoute leurs bruits). Graphiquement, on comprend donc qu'il est impossible de trouver un optimum à la fois pour le bruit et les erreurs de couleur ce qui est *a fortiori* également impossible pour le bruit, la saturation et les erreurs de couleur ; d'où l'intérêt de réaliser une optimisation de ces deux ou trois paramètres simultanément afin d'explorer les différentes combinaisons optimums et trouver un compromis.

4.2.2.2 Optimisation des erreurs de couleur et du bruit

Réaliser une double optimisation erreur de couleur et bruit a pour but de permettre à l'utilisateur de choisir lui-même le compromis entre la qualité des couleurs et la performance du capteur en terme de bruit à faible niveau d'illumination.

L'algorithme d'optimisation « Normal Constraint » décrit section 4.1.2.4 peut permettre de résoudre ce problème d'optimisation simultanée des erreurs de couleur et du bruit. Il se formule alors de la sorte :

Déterminer la courbe de Pareto qui localement atteint :

$$\min \begin{cases} \Delta E_{rms} \\ -SEF_Y \end{cases} \quad (\text{ou } \max SEF_Y)$$

L'exemple d'optimisation présenté dans ce paragraphe a été réalisé à partir des courbes de rendement quantique mesurées sur l'axe et du modèle de bruit d'un pixel de $1,4\mu m$ lors d'un essai technologique. Les courbes de rendement quantique sur l'axe de ce capteur sont représentées figure 4.4. L'illuminant choisi pour cet exemple est le 3200K : cet illuminant est typique de conditions de scène en intérieur où l'éclairage est faible, où l'image risque d'être fortement impactée par le bruit et où par conséquent l'optimisation de la CCM pour optimiser simultanément les couleurs et le bruit a tout son sens. Les erreurs de couleur ont été calculées sur la mire de Macbeth ColorChecker de 24 patches. Pour les paramètres de l'optimisation, on choisit comme point de départ de l'algorithme le point optimisé par la méthode NLLSQ (section 4.2.1.3) et la ligne utopique est divisée en 20 points.

La figure 4.5 illustre les résultats de l'optimisation double objectif. L'ordonnée donne les valeurs de l'indicateur $-SEF_Y$ afin de représenter l'amélioration du bruit sur la figure du haut vers le bas (dans le sens de la lecture du graphique). Le premier axe des abscisses (en bas du graphique), représente les erreurs de couleur ΔE_{2000} . Sur ce premier repère, on peut tracer la valeur de la fonction objectif du bruit en fonction de la valeur de la fonction objectif des erreurs de couleurs, i.e. $-SEF_Y = f(\Delta E_{rms})$. Cette courbe représentée en « + » bleus sur la figure 4.5 est la courbe de Pareto de la méthode d'optimisation NC. Cette dernière démontre bien qu'il est possible d'atteindre de meilleures performances en terme de SEF (i.e. de bruit) en acceptant de d'augmenter la tolérance au niveau des erreurs de couleurs, et ce juste en changeant les 6 coefficients indépendants de la CCM. Dans ce même repère, on trace également pour information la valeur de l'erreur de couleur $\max \Delta E_{max}$ sur l'ensemble des N patches de la mire de Macbeth, ceci afin de vérifier que l'on n'aboutisse pas à une dérive trop importante sur l'un des patches au cours de l'optimisation.

$$\Delta E_{max} = \max_{i=1,\dots,N} \Delta E_i \quad (4.25)$$

Cette courbe $-SEF_Y = f(\Delta E_{max})$ est représentée par des « x » rouges sur la figure 4.5.

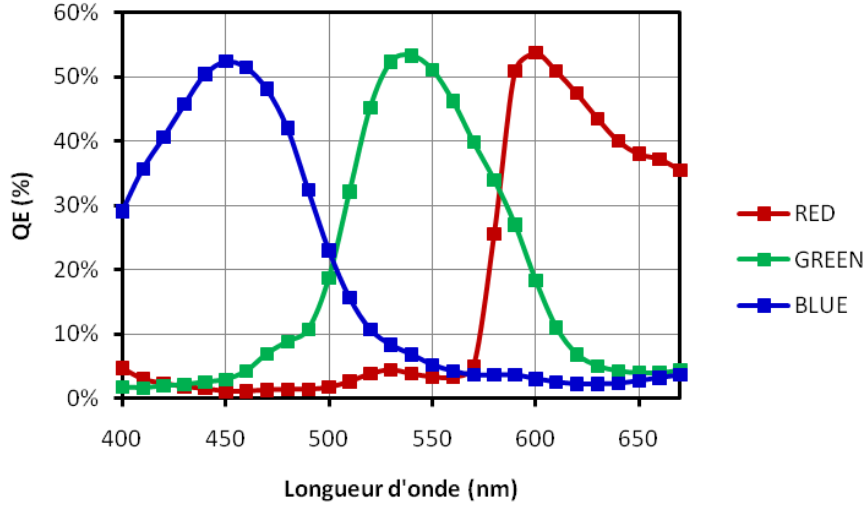


FIGURE 4.4 – Courbes de rendement quantique (QE) obtenues pour un pixel de $1,4\mu m$ lors d'un essai technologique.

La figure 4.5 illustre également les résultats des deux types de simple optimisation, LLSQ et NLLSQ présentées précédemment. Les résultats sont donnés par le triplet $(\Delta E_{rms}, \Delta E_{max}, C)$ représenté par des losanges, carrés et ronds respectivement vides pour l'optimisation LLSQ (\diamond, \square, \circ) et pleins pour l'optimisation NLLSQ ($\blacklozenge, \blacksquare, \bullet$). On observe alors que, au sens de l'erreur de couleur ΔE_{2000} , l'optimisation NLLSQ donne de meilleurs résultats de l'optimisation LLSQ. Réaliser une optimisation un peu plus complexe en travaillant dans un espace non-linéaire peut donc s'avérer payante. De plus, les points optimaux de la double optimisation donnent de meilleurs résultats en terme de $-SEF_Y$ pour une même erreur de couleur ΔE_{rms} que l'optimisation NNLSQ. On voit ainsi très nettement l'avantage d'une double optimisation par rapport à une simple optimisation.

Sur la même Figure, l'indicateur de la saturation des couleurs noté C a également été tracé en ajoutant un deuxième axe des abscisses (axe représenté en vert). La courbe $-SEF_Y = f(C)$ est représentée par des « * » verts sur la figure 4.5, et la valeur de C se lit sur le deuxième axe des abscisses. L'on observe alors que l'amélioration du facteur $-SEF_Y$ se fait au détriment de la saturation des couleurs. On peut généraliser ce résultat pour n'importe quel indicateur de bruit, et Vora [96] arrive à la même conclusion que l'on peut résumer en ces termes : optimiser la matrice de correction couleur en considérant à la fois les différences de couleurs et le bruit conduit à produire une correction des couleurs ayant tendance à désaturer les images. Cet effet est problématique puisque la perception de la qualité de l'image semble être particulièrement influencée par la saturation des couleurs : la plupart des observateurs préfèrent des couleurs fortement saturées.

Afin de visualiser cet effet et de se rendre compte des performances des différentes CCM optimisées, le résultat de l'optimisation à différentes étapes peut être analysé sur des images simulées grâce à l'outil Image Quality Evaluation Tool présenté dans le Chapitre 3. Pour juger de l'amélioration du bruit sur l'image lors de la dégradation des erreurs de couleurs, nous avons choisi de simuler une mire de Macbeth sous l'illuminant 3200K à faible éclairage (30 lux) à partir des courbes de rendement quantique qui ont été utilisées pour l'optimisation, et ce pour une interpolation bilinéaire et pour les différentes matrices de correction couleurs optimisées. Les résultats sont illustrés figure 4.6 pour 5 CCM différentes : celle optimisée par la méthode NLLSQ et 4 matrices optimisées par la méthode Normal Constraint (NC) pour $p=2$. Ces quatre points sélectionnés sur les 20 générés sur la courbe de Pareto sont les n°1,2,4 et 6 représentés par des encadrés sur la figure 4.5. Ces points ont été choisis uniformément répartis mais pour une erreur maximale ΔE_{max} de 10. Les matrices optimisées sont données Eq. 4.26 et les résultats des différents indicateurs sont donnés dans la Table 4.1.

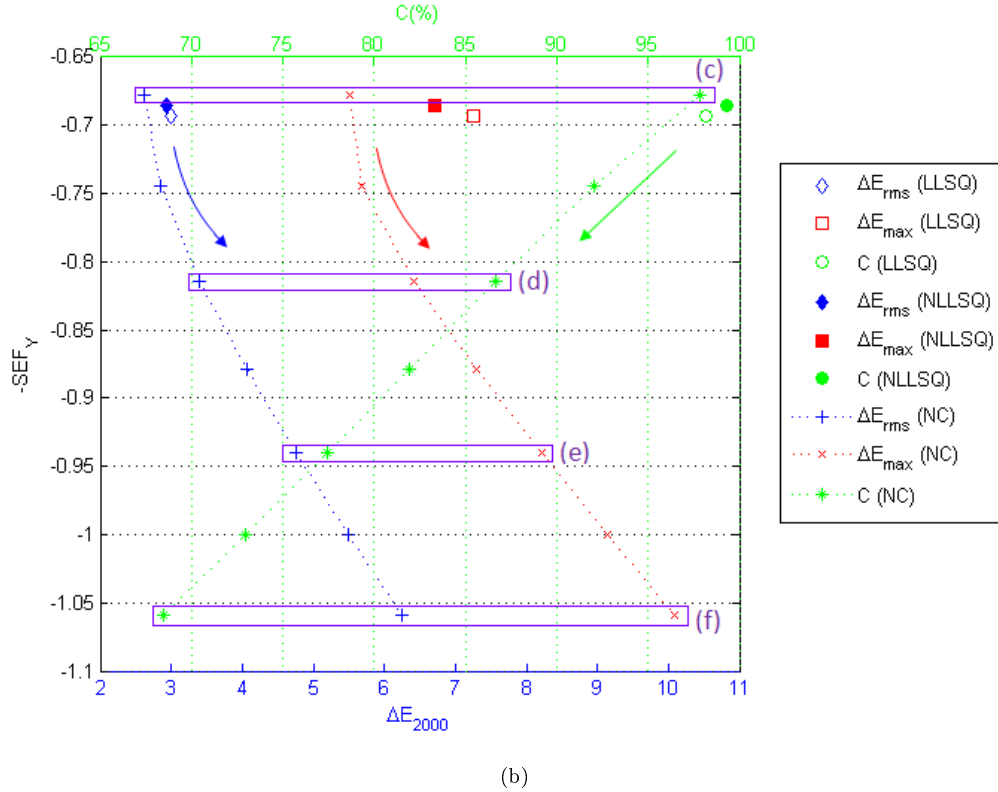
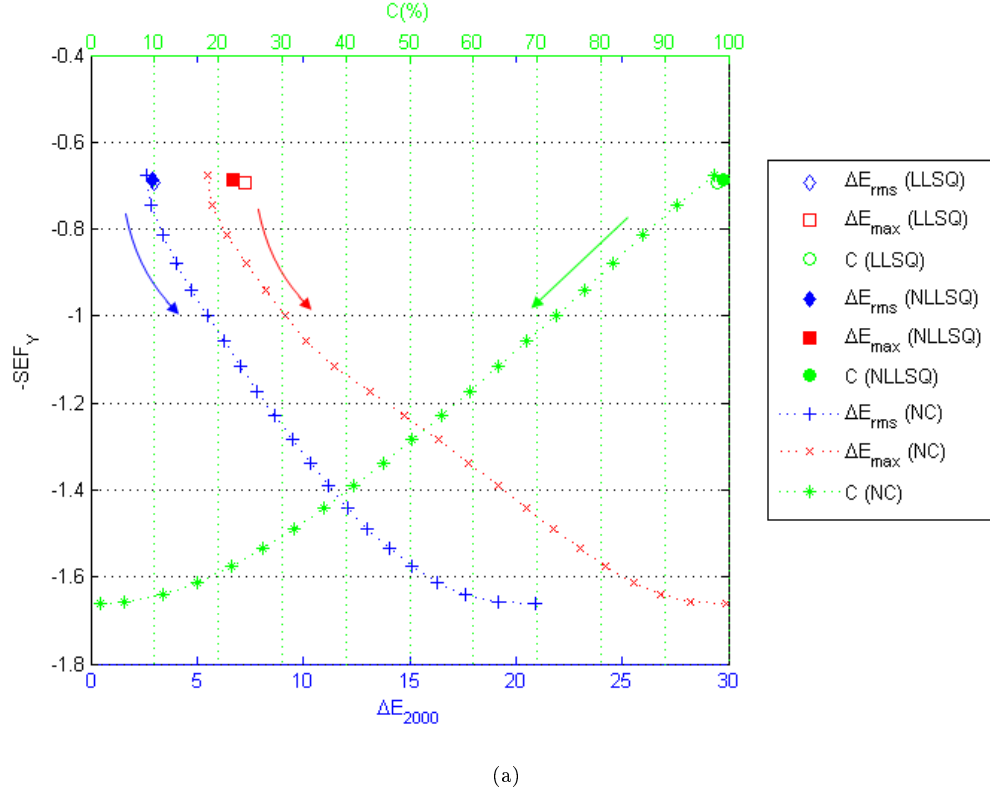


FIGURE 4.5 – Courbe de Pareto générée par l'algorithme Normal Constraint (NC) pour deux fonctions objectifs ($p=2$). Les flèches représentent la tendance de l'optimisation lorsque le poids du facteur $-SEF_Y$ augmente. (a) Courbe de Pareto complète entre les deux *anchor points*, (b) Zoom sur les 6 premiers points de l'optimisation, jusqu'à $\Delta E_{max} = 10$. Les minuscules entre parenthèses se réfèrent aux Fig 4.6 c-f.

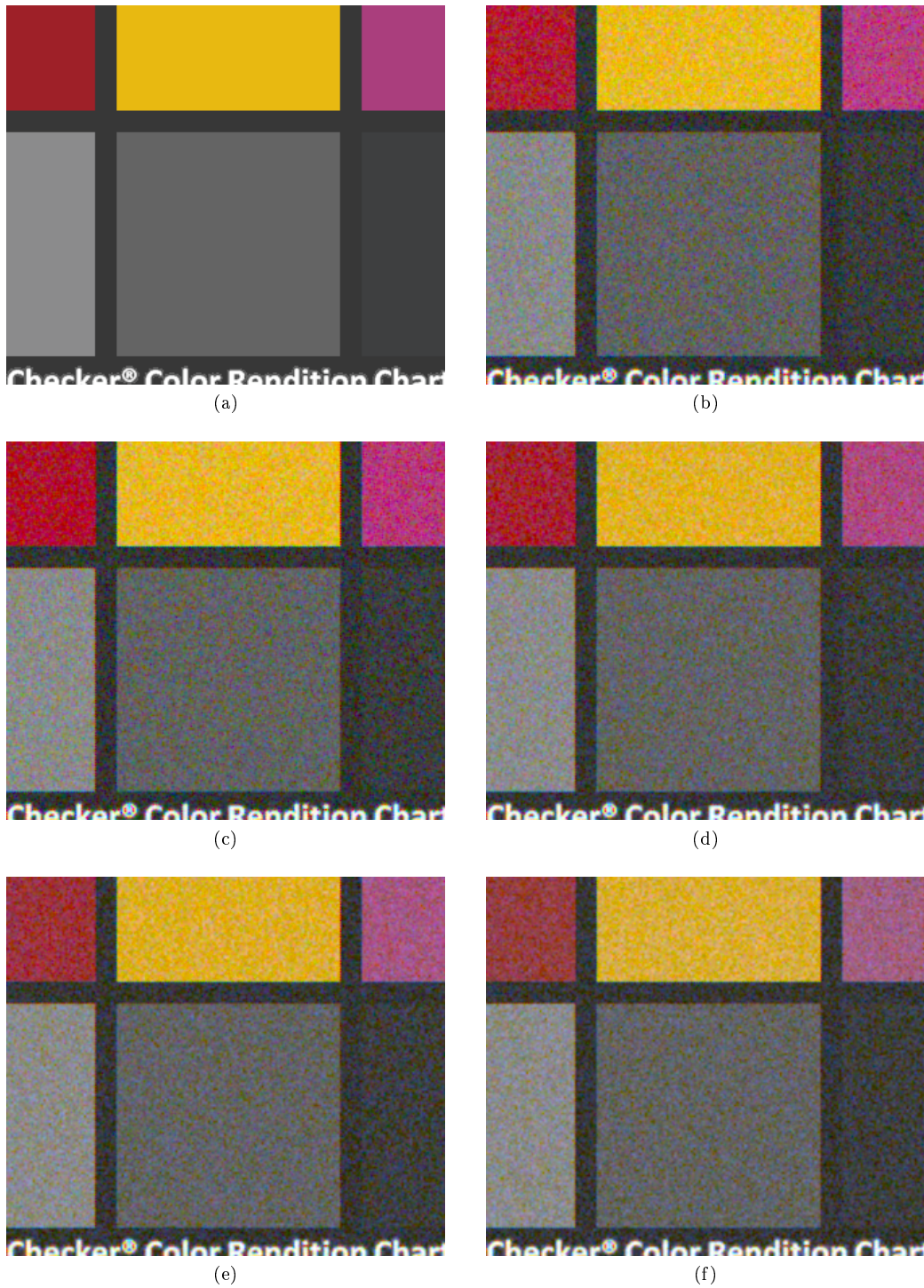


FIGURE 4.6 – Représentation d'un zoom de la mire de Macbeth simulée avec l'IQE Tool en fonction de la reconstruction couleur choisie sous l'illuminant 3200K, à faible éclairciment (30 lux), et pour une interpolation bilinéaire. (a) Mire théorique (b) CCM optimisée avec la méthode NLLSQ (CCM_{NLLSQ}); (c) CCM optimisée par la méthode NC ($p=2$), point n°1 (CCM_1); (d) CCM optimisée par la méthode NC ($p=2$), point n°2 (CCM_2); (e) CCM optimisée par la méthode NC ($p=2$), point n°4 (CCM_4); (f) CCM optimisée par la méthode NC ($p=2$), point n°6 (CCM_6).

CHAPITRE 4. OPTIMISATION DE LA COULEUR ET DU BRUIT SOUS FAIBLE ÉCLAIREMENT

TABLE 4.1 – COMPARAISON DES INDICATEURS POUR DIFFÉRENTES CCM OPTIMISÉES POUR DES COURBES DE RENDEMENT QUANTIQUE DONNÉS SOUS UN ILLUMINANT 3200K. LES MINUSCULES ENTRE PARENTHÈSES SE RÉFÈRENT AUX FIGURE 4.6 B-F.

Optimisation	ΔE_{rms}	ΔE_{max}	SEF _Y	C(%)
NLLSQ (b)	2,93 (REF)	6,7	0,69 (REF)	99,3 (REF)
NC, CCM ₁ (c)	2,62 (10.6%)	5,5	0,68 (-1.2%)	97,8 (-1.5%)
NC, CCM ₂ (d)	3,40 (-16.1%)	6,4	0,81 (18.7%)	86,7 (-12.7%)
NC, CCM ₄ (e)	4,77 (-62.5%)	8,2	0,94 (37.0%)	77,4 (-22.0%)
NC, CCM ₆ (f)	6,26 (-113.4%)	10,1	1,06 (54.3%)	68,5 (-31.0%)

$$\begin{aligned}
 \text{CCM}_{\text{NLLSQ}} &= \begin{bmatrix} 1,62 & -0,44 & -0,18 \\ -0,29 & 1,38 & -0,09 \\ -0,01 & -0,72 & 1,73 \end{bmatrix} \\
 \text{CCM}_1 &= \begin{bmatrix} 1,56 & -0,41 & -0,15 \\ -0,36 & 1,42 & -0,06 \\ -0,08 & -0,59 & 1,67 \end{bmatrix} \quad \text{CCM}_2 = \begin{bmatrix} 1,36 & -0,26 & -0,10 \\ -0,24 & 1,14 & 0,10 \\ -0,03 & -0,65 & 1,68 \end{bmatrix} \\
 \text{CCM}_4 &= \begin{bmatrix} 1,21 & -0,15 & -0,06 \\ -0,14 & 0,94 & 0,20 \\ 0,03 & -0,69 & 1,66 \end{bmatrix} \quad \text{CCM}_6 = \begin{bmatrix} 1,09 & -0,04 & -0,05 \\ -0,03 & 0,79 & 0,24 \\ 0,09 & -0,69 & 1,60 \end{bmatrix}
 \end{aligned} \tag{4.26}$$

Si l'on analyse les matrices de correction couleur, il est alors aisé de constater que au fur et à mesure que l'on optimise le bruit, les coefficients des termes négatifs diminuent : la matrice de correction apporte moins de bruit au cours de la correction. On observe effectivement sur les images simulées figure 4.6 que le bruit apparent sur le patch gris n°22 de la mire de Macbeth est de moins en moins fort, mais ceci au coût d'erreurs de couleurs dégradées et surtout d'une forte désaturation de l'image.

En première conclusion, cet algorithme d'optimisation semble prometteur mais une double optimisation des erreurs de couleur et du bruit apparaît insuffisante dans le sens où elle a tendance à converger vers des CCM produisant des couleurs désaturées. L'idée naturelle qui émerge alors est de réaliser une triple optimisation en ajoutant le calcul du facteur C représentatif de la saturation des couleurs comme troisième fonction objectif.

4.2.2.3 Optimisation des erreurs de couleur, du bruit et de la saturation

L'algorithme d'optimisation « Normal Constraint » décrit section 4.1.2.4 peut permettre de résoudre ce problème d'optimisation simultanée des erreurs de couleur, de la saturation et du bruit. Il se formule alors de la sorte :

Déterminer la courbe de Pareto qui localement atteint :

$$\min \begin{cases} \Delta E_{rms} \\ -\text{SEF}_Y \\ |100 - C| \end{cases}$$

L'exemple d'optimisation présenté dans ce paragraphe a été réalisé à partir des courbes de rendement quantique mesurées sur l'axe et du modèle de bruit pour un essai technologique sur un pixel de $1,4\mu m$ (Fig. 4.4). L'illuminant choisi pour cette exemple est le 3200K et les erreurs de couleur ont été calculées sur la mire de Macbeth ColorChecker de 24 patches. Pour les paramètres de l'optimisation, on a choisi comme point de départ de l'algorithme le point optimisé par la méthode NLLSQ (section 4.2.1.3) et le plan utopique a été échantillonné sur $\sum_{k=1}^n k = n(n+1)/2 = 210$ points pour $n = 20$.

La figure 4.7 illustre les résultats de l'optimisation triple objectif. Seulement 177 points sur les 210 ont été utilisés. En effet, 33 points ont été générés au cours de l'optimisation mais n'étaient pas optimaux dans le sens où au moins un autre point donnait de meilleurs résultats à la fois en termes d'erreurs de couleurs, de saturation et de bruit. Cet effet est classique si

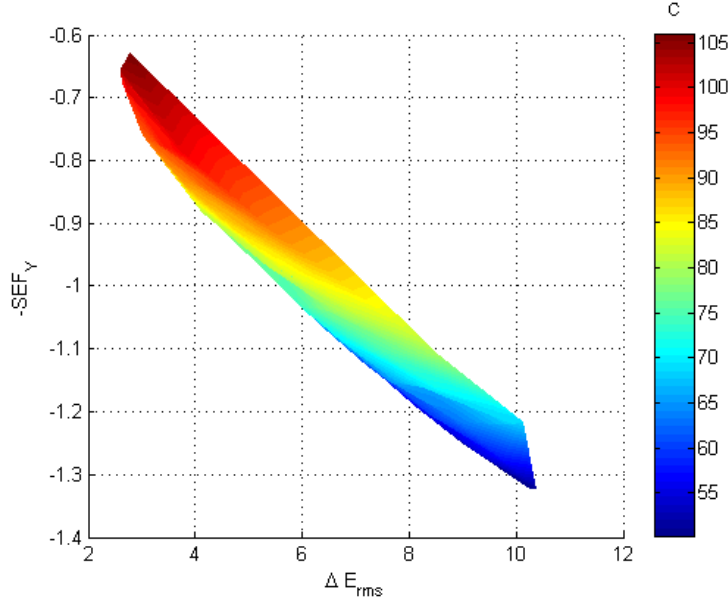


FIGURE 4.7 – Surface de Pareto générée par l'algorithme Normal Constraint (NC) pour trois fonctions objectifs ($p=3$), après filtrage et pour un indicateur de saturation $C > 50\%$.

l'espace dans lequel on réalise l'optimisation n'est pas convexe : l'optimisation contrainte de certains points aboutit à des minima locaux qui ne sont pas nécessairement optimaux. Ceci n'est pas gênant pour notre application puisque ces points sont aisément repérables et sont filtrés à l'aide d'un filtre intelligent ou « Smart Pareto Filter » [97]

L'ordonnée donne les valeurs de l'indicateur $-SEF_Y$ afin de représenter l'amélioration du bruit sur la figure du haut vers le bas. L'axe des abscisses représente les erreurs de couleur ΔE_{rms} et le troisième axe représente l'indicateur de saturation des couleurs C . Dans cet espace, on peut tracer la surface de Pareto ou plutôt ici la projection de cette surface dans le repère donné par les axes $(\Delta E_{rms}, SEF_Y)$. La valeur de l'indicateur C est donnée sur l'échelle de couleur. Pour la lisibilité de la figure, il a été choisi de ne représenter que la surface de Pareto pour des valeurs de $C > 50\%$, *i.e.* 130 points sur les 177 points optimaux générés par l'optimisation. La surface représentée a été interpolée grâce à la méthode de Delaunay (fonction du même nom sous Matlab).

On observe que pour une valeur de C donnée (*i.e.* en suivant les lignes de même couleur sur la figure 4.7), il est possible d'améliorer légèrement l'indicateur de bruit en dégradant les erreurs de couleur. Cependant, si l'on souhaite maintenir un certain niveau de saturation, l'optimisation de la CCM ne donne qu'une marge de manœuvre limitée pour améliorer les performances en terme de bruit.

En conclusion, il est possible simplement en optimisant les coefficients de la CCM d'améliorer significativement les indicateurs de qualité d'images tels que les indicateurs de bruit, d'erreurs de couleurs ou de saturation. Un compromis entre ces trois indicateurs doit cependant être choisi par ou pour l'utilisateur final : le choix courant consistant à rechercher les meilleures performances de bruit pour des valeurs des deux autres indicateurs admissibles, *i.e.* une erreur de couleur ΔE_{rms} maximale (typiquement 4) et une valeur minimale de l'indicateur de saturation C (typiquement 90%). Ainsi, pour notre essai technologique sur un pixel de $1,4\mu m$, tolérer une erreur couleur $\Delta E_{rms} = 4$ et un indicateur de saturation des couleurs $C = 90\%$ permet d'améliorer l'indicateur de bruit d'environ 20% par rapport aux résultats de l'optimisation non-linéaire (NLLSQ).

Cependant, l'amélioration simultanée des performances de bruit et de la saturation au travers de l'optimisation de la matrice de correction couleurs reste limitée dans le sens où améliorer les performances de bruits (*i.e.* contenir les coefficients de correction ou encore réaliser un chemin de correction plus court dans l'espace CIE-L*a*b*) dégrade assez vite les performances au

niveau de la fidélité des couleurs.

Afin d'améliorer encore les performances, on voit que l'optimisation de la reconstruction couleur est un premier pas facile à implémenter. Cependant une étape plus ambitieuse serait d'optimiser les réponses spectrales des filtres colorés afin d'améliorer directement la sensibilité d'une part (et donc le bruit) mais aussi la fidélité des couleurs avant même l'étape de correction. Ceci permettrait de limiter l'apport de bruit au cours de la reconstruction couleur. Cette étude fait l'objet de la section 4.3.

4.3 Optimisation de la réponse des filtres colorés

L'étude présentée dans ce paragraphe porte sur l'optimisation des réponses spectrales des filtres colorés. En effet, le filtrage des couleurs sur un capteur CMOS à motif de Bayer est réalisé à l'aide de trois résines colorées R, G et B. Afin d'améliorer les performances du capteur, il peut être judicieux de tenter d'optimiser la réponse spectrale des résines, dans la mesure de ce qui peut être réalisé techniquement par les fournisseurs.

De nombreux efforts ont déjà été réalisés concernant l'optimisation du choix des filtres colorés. Tout d'abord, se pose la question de l'indicateur à choisir afin d'optimiser la réponse spectrale des filtres. Le « q-factor » de Neugebauer a été proposé afin d'évaluer à quel point une réponse spectrale peut être exprimée par les fonctions colorimétriques (ou « Color Matching Functions », Chapitre 2) [98]. Vora et Trussell étendent cet indicateur afin d'évaluer plusieurs canaux [99]. Mais aucun des deux indicateurs ne prend en compte le bruit. Parmar et Reeves proposent des réponses spectrales optimales des filtres colorés, au sens de l'indicateur S-CIELab ΔE , dans le cas d'un motif de Bayer avec trois couleurs mais également dans le cas où les quatre couleurs sont différentes [100]. Vhrel et Trussell quant à eux prennent en compte la présence d'un bruit blanc, indépendant du signal et proposent de trouver un optimum en recherchant des filtres non-négatif [101]. Shimano évalue également un jeu de réponses spectrales modélisées par des distributions gaussiennes en considérant un tel bruit [102]. Quan est alors le premier à considérer l'optimisation de la réponse spectrales des filtres en prenant en compte un bruit indépendant mais également dépendant du signal tel le bruit photonique [103, 104]. Kuniba considère également le bruit photonique et propose un filtrage avec quatre canaux dont en particulier deux canaux rouges avec leurs pics de transmission décalés afin de réduire le bruit tout en maintenant une bonne fidélité des couleurs [105] ; il utilise également un modèle gaussien mais prend en compte la coupure du filtre infrarouge.

Ce rapide aperçu de l'état de l'art montre bien qu'il existe plusieurs difficultés dans l'optimisation de la réponse spectrale des filtres colorés : tout d'abord il est important de choisir le ou les bons indicateurs à optimiser (en particulier un indicateur prenant en compte le bruit dépendant du signal) ; ensuite de déterminer le modèle de la réponse spectrale des filtres, le plus simple étant le modèle gaussien : mais est-il le plus représentatif de la réalité ? De plus, il faut déterminer le nombre de filtres que l'on souhaite optimiser ainsi que leur répartition spatiale (par exemple le motif de Bayer est un motif 2x2 de 3 couleurs). Enfin, il est important d'optimiser la réponse spectrale des filtres colorés intégrés dans le capteur. Autrement dit, il convient d'étendre le modèle de la réponse spectrale des filtres au rendement quantique finalement obtenu en sortie du capteur afin de pouvoir réellement optimiser les performances. Ce sujet n'a encore pas été traité. Le passage des réponses spectrales des filtres aux courbes de rendement quantique est loin d'être immédiat en raison notamment des phénomènes de diaphotie *électrique* et *optique*. Dans cette section, nous nous contenterons donc de simuler les réponses du capteur en terme de rendement quantique à partir des réponses spectrales des filtres colorés mais sans prendre en compte le phénomène de diaphotie. Nous verrons dans le Chapitre 5, l'étude réalisée afin d'aboutir à un modèle de diaphotie. De plus, nous ne nous attacherons qu'à l'optimisation des réponses spectrales des trois filtres R,G,B du motif de Bayer sans tenter de remettre en cause leur répartition spatiale. Ce dernier point sera abordé dans les perspectives au cours du Chapitre 6.

Dans un premier temps, nous allons construire plusieurs modèles possibles afin de décrire la réponse spectrale des filtres colorés au travers de paramètres puis le passage de ce modèle au rendement quantique du capteur. Dans un deuxième temps, nous tenterons d'obtenir des tendances pour l'optimisation des réponses spectrales au travers d'un plan d'expérience : par

exemple à quelle longueur d'onde doit se situer le pic de transmission des résines, ou bien quelle est la couleur la plus influente sur l'optimisation des performances ? Puis, après avoir dégagé les tendances principales, nous réaliserons une optimisation plus fine au travers d'une double optimisation des erreurs de couleur et du bruit. Enfin, nous verrons les résultats de quelques nouvelles résines ainsi proposées mais également les limites de ce modèle.

4.3.1 Modélisation de la réponse spectrale des filtres colorés

Dans ce paragraphe, nous allons rechercher le meilleur modèle afin de simuler la forme des réponses spectrales des filtres colorés. Un modèle correct doit permettre d'être le plus fidèle possible à la forme des résines avec le moins de paramètres possible à faire varier dans un souci de gain de temps pour l'optimisation à venir.

4.3.1.1 Fonction gaussienne

La fonction la plus évidente qui s'impose pour modéliser les réponses spectrales des filtres colorés est la fonction gaussienne, qui peut s'écrire sous la forme :

$$f(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} \quad (4.27)$$

μ étant l'espérance mathématique et σ l'écart-type. Pour notre application, nous noterons $K = 1/(\sigma\sqrt{2\pi})$ le facteur de normalisation, λ_0 la moyenne ou plutôt la longueur d'onde du pic de transmission et σ l'écart-type de la gaussienne. L'équation 4.27 devient alors l'équation de la réponse spectrale S du filtre coloré en fonction de la longueur d'onde λ :

$$S(\lambda) = K e^{-\frac{(\lambda-\lambda_0)^2}{2\sigma^2}} \quad (4.28)$$

Une première analyse triviale permet de déduire que plus le maximum de transmission de la réponse spectrale des résines est élevé, meilleures sont les performances en terme de SNR, sans dégradation des performances au niveau de la fidélité des couleurs. Ce paramètre n'a donc pas lieu d'intervenir au cours de l'optimisation, ce qui nous permet de minimiser le nombre de paramètres à faire varier et ainsi gagner du temps de calcul. Nous fixerons le maximum de transmission de chacune des résines colorées à 100%.

Afin de déterminer un point de départ pour l'optimisation, et vérifier l'adéquation du modèle gaussien avec les données expérimentales, nous cherchons dans un premier temps à trouver les paramètres du modèle qui permettent d'ajuster au mieux les réponses spectrales des filtres colorés. On notera que pour les besoins de la comparaison, nous avons ajusté le paramètre K jouant sur le maximum de transmission, ce qui ne sera pas le cas au cours de l'optimisation, comme expliqué précédemment. Les résultats des paramètres sont donnés Table 4.2 et la comparaison entre le modèle et les réponses spectrales mesurées après coupure par le filtre infrarouge est illustrée figure 4.8-a. Le filtre infrarouge est un filtre passe-bas donné pour une coupure à 650 nm (transmission de 50% à 650 nm). On note alors qu'il y a un écart entre les résines et le modèle, notamment pour le filtre rouge : d'où l'idée d'étendre le modèle à base de gaussiennes à un modèle à base de gaussiennes asymétriques. Ce modèle se distingue du précédent par le fait que la fonction admet deux écart-types, des deux côtés de la longueur d'onde du pic du filtre, ce qui est plus représentatif de l'allure de la réponse spectrale des résines. La contre-partie est que ce nouveau modèle compte 3 paramètres supplémentaires, soit un total de 9 paramètres qu'il sera nécessaire d'optimiser. Les paramètres réglés pour vérifier l'adéquation de ce modèle aux résines sont donnés Table 4.3 et la comparaison entre le modèle et les réponses spectrales mesurées après coupure par le filtre infrarouge est illustrée figure 4.8-b.

Nous avons donc un premier modèle satisfaisant de l'allure des réponses spectrales des filtres colorés après coupure par le filtre infrarouge, ce modèle comportant 9 paramètres à optimiser. Afin de pouvoir juger de la validité de ce modèle, il a été choisi d'en développer un deuxième en parallèle, basé cette fois ci non pas sur une base de fonctions gaussiennes mais sur des fonctions d'erreur. On peut noter que le paramètre σ_+ n'a pas vraiment de sens pour le filtre rouge car le filtre infrarouge se charge déjà de réaliser la coupure ; d'où également l'intérêt d'un autre modèle qui permette de faire l'économie d'un paramètre à optimiser.

CHAPITRE 4. OPTIMISATION DE LA COULEUR ET DU BRUIT SOUS FAIBLE ÉCLAIREMENT

TABLE 4.2 – PARAMÈTRES D'AJUSTEMENT DU MODÈLE GAUSSIEN AVEC LES RÉPONSES SPECTRALES DES RÉSINES COLORÉES.

Résine	$K(\%)$	λ_0 (nm)	σ (nm)
Rouge	98	610	25
Verte	85	535	37
Bleue	83	448	45

TABLE 4.3 – PARAMÈTRES D'AJUSTEMENT DU MODÈLE À BASE DE GAUSSIENNES ASYMÉTRIQUES AVEC LES RÉPONSES SPECTRALES DES RÉSINES COLORÉES.

Résine	$K(\%)$	λ_0 (nm)	σ_- (nm)	σ_+ (nm)
Rouge	95	600	12	500
Verte	85	535	37	40
Bleue	83	455	65	39

TABLE 4.4 – PARAMÈTRES D'AJUSTEMENT DU MODÈLE À BASE DE FONCTIONS D'ERREUR AVEC LES RÉPONSES SPECTRALES DES RÉSINES COLORÉES.

Résine	$K(\%)$	λ_1 (nm)	λ_2 (nm)	κ_1 (%)	κ_2 (%)
Rouge	98	584	-	8.0	-
Verte	85	520	546	1.9	1.6
Bleue	83	420	490	0.7	2.4

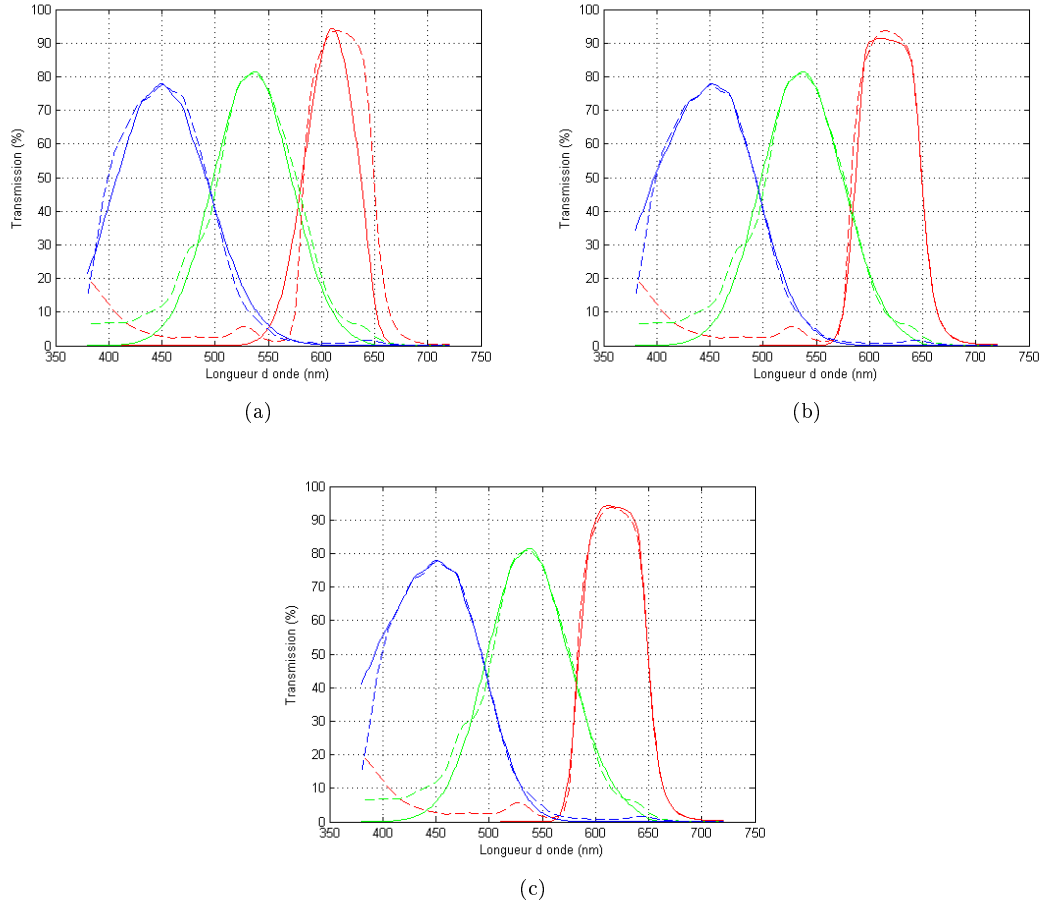


FIGURE 4.8 – Comparaison après coupure du filtre infrarouge entre la transmission des résines colorées (en pointillés) et le modèle (en traits pleins) à base (a) de fonctions gaussiennes; (b) de fonctions gaussiennes asymétriques; (c) de produits de deux fonctions d'erreur.

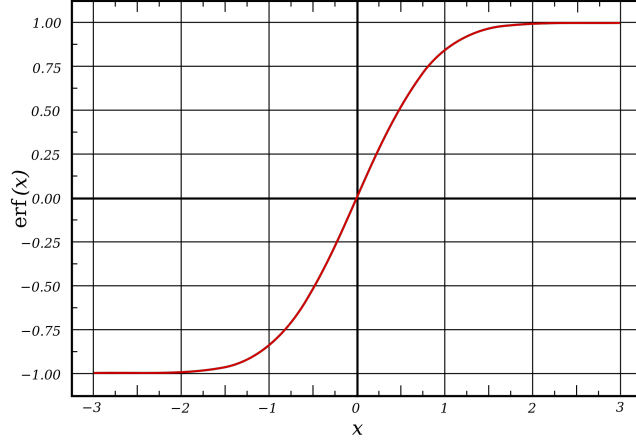


FIGURE 4.9 – Fonction d’erreur (ou fonction « erf »).

4.3.1.2 Fonction d’erreur

La fonction d’erreur notée erf (Fig. 4.9), appelée également fonction d’erreur de Gauss, fait partie des fonctions spéciales et peut s’écrire sous la forme :

$$\operatorname{erf}(z) = \frac{2}{\sqrt{\pi}} \int_0^z e^{-\zeta^2} d\zeta \quad (4.29)$$

Le modèle choisi est basé sur la multiplication de deux fonctions d’erreur de signe opposé, de pentes (κ_1 et κ_2) et de longueur d’onde de coupure (λ_1 et λ_2) différentes. Le facteur de normalisation K est utilisé pour la confrontation du modèle aux résines mais ne sera pas un paramètre au cours de l’optimisation, comme expliqué précédemment. L’équation de la réponse spectrale S du filtre coloré en fonction de la longueur d’onde λ devient alors :

$$S(\lambda) = K \left(\frac{1 + \operatorname{erf}(\kappa_1(\lambda - \lambda_1))}{2} \right) \cdot \left(\frac{1 + \operatorname{erf}(\kappa_2(\lambda - \lambda_2))}{2} \right) \quad (4.30)$$

Cependant dans le cas du filtre rouge, la coupure du côté des grandes longueurs d’onde est réalisée par le filtre infrarouge. Le filtre rouge peut donc se contenter d’être modélisé par seulement 2 paramètres (longueur d’onde de coupure et pente du passe-haut) au lieu de 4 pour chacun des deux autres filtres, soit un total de 10 paramètres (au lieu de 12). Les paramètres réglés pour vérifier l’adéquation de ce modèle aux résines sont donnés Table 4.4 et la comparaison entre le modèle les réponses spectrales réelles après coupure par le filtre infrarouge est illustrée figure 4.8-c.

4.3.1.3 Du modèle des réponses spectrales au rendement quantique

Une fois modélisées les réponses spectrales des filtres après coupure par le filtre infrarouge, il est nécessaire de simuler le passage aux courbes de rendement quantique. En effet, la qualité de l’image finale dépend directement du rendement quantique et du bruit. Il existe trois phénomènes physiques à prendre en compte :

- la transmission de l’empilement optique en fonction de la longueur d’onde ; en effet, l’empilement optique au dessus de la photodiode n’est pas neutre et il est nécessaire de prendre en compte la réponse spectrale monochrome du pixel ;
- l’absorption dans le silicium en fonction de la longueur d’onde ; on a vu au cours du Chapitre 1 que les longueurs d’onde plus grandes étaient absorbées plus profondément dans le silicium. Une partie du signal dans le rouge sera ainsi perdu ;
- le phénomène de *diaphotie* électrique et optique ;

On peut noter que la combinaison des deux premiers points peut être soit mesurée directement sur un capteur monochrome soit simulée à partir de l’indice et de l’épaisseur des

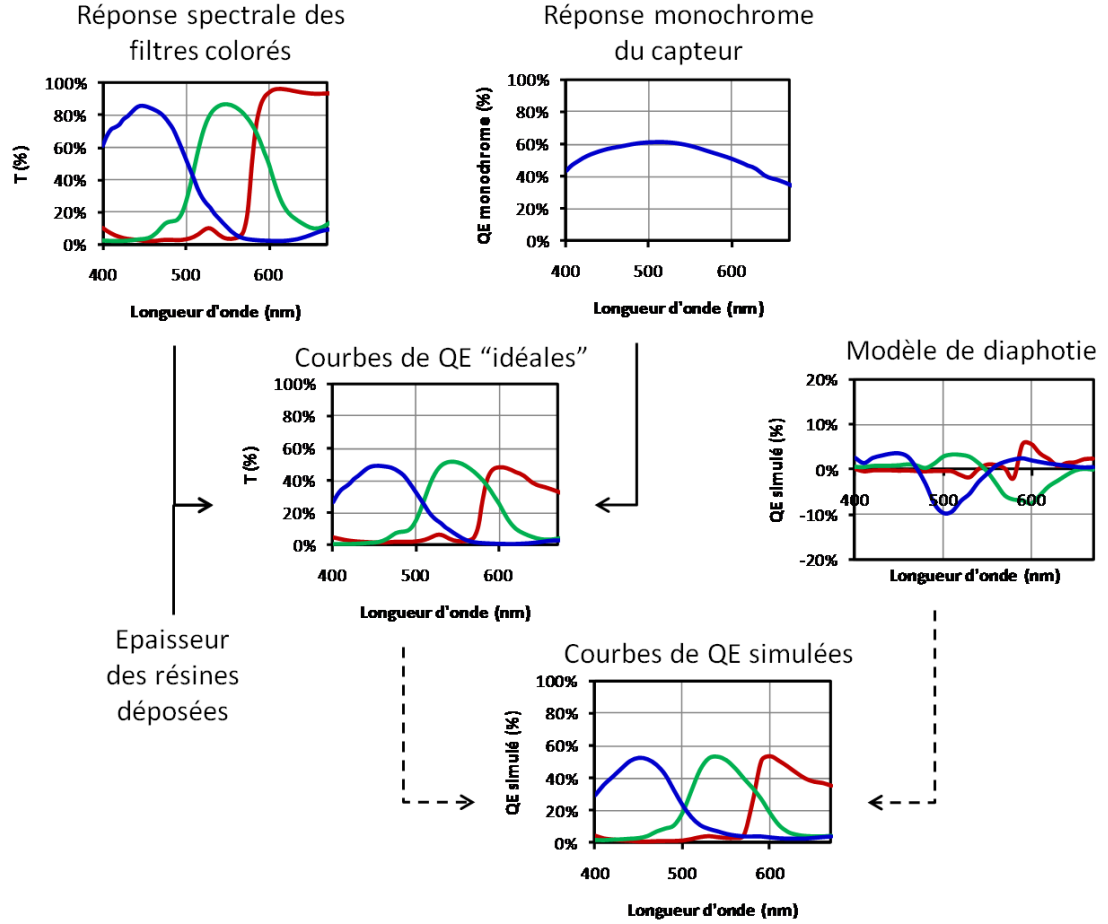


FIGURE 4.10 – Illustration des différentes étapes de la modélisation des courbes de rendement quantique (QE).

différentes couches de diélectriques, de l'indice d'absorption du silicium et de la profondeur du silicium épitaxié. Les étapes de passage des réponses spectrales des filtres colorés aux courbes de rendement quantique sont illustrées figure 4.10.

L'épaisseur déposée de résine est variable et dépend d'un compromis : plus l'épaisseur est fine, moins les couleurs sont filtrées donc meilleure est la transmission mais ceci au détriment de la *réjection* *i.e.* du filtrage des couleurs différentes de la couleur d'intérêt. À l'inverse, plus la quantité de résine déposée est élevée plus le phénomène de diaphotie spectrale sera réduit mais cela au détriment de la sensibilité et donc du bruit sur l'image. L'absorption des résines peut s'exprimer par la loi de Beer-Lambert : pour une transmission T_1 (en %) de la résine à une épaisseur d_1 donnée, la transmission T_2 (en %) pour une épaisseur d_2 s'exprimera alors,

$$T_2 = 100 \cdot e^{\frac{d_2}{d_1} \ln\left(\frac{T_1}{100}\right)} \quad (4.31)$$

Dans cette section, nous nous attacherons à optimiser la réponse spectrale des filtres colorés comme l'ensemble {transmission ; épaisseur déposée}.

Cependant, dans le calcul du rendement quantique la prise en compte du phénomène de diaphotie est loin d'être évidente. Dans cette section, nous nous contenterons donc de simuler les réponses du capteur en terme de rendement quantique à partir des réponses spectrales des filtres colorés mais sans prendre en compte ce phénomène, *i.e.* nous baserons notre optimisation sur les courbes de rendement quantique dites « idéales ». Nous verrons dans le Chapitre 5, l'étude réalisée dans l'objectif d'aboutir à un modèle de diaphotie.

Nous avons donc deux modèles satisfaisants de l'allure des réponses spectrales des filtres colorés après coupure par le filtre infrarouge : à base de gaussiennes asymétriques et de fonctions

d'erreur ; ces modèles comportant respectivement 9 et 10 paramètres à optimiser.

Le modèle gaussien, le plus imparfait mais aussi le plus simple (6 paramètres), sera utilisé au cours du plan d'expérience décrit section 4.3.2 afin d'avoir une idée des tendances à suivre pour optimiser les performances. Les deux modèles plus précis (à base de fonctions gaussiennes asymétriques et de fonctions d'erreur) vont être utilisés quant à eux au cours de la section 4.3.3 afin de réaliser la double optimisation de l'allure de la réponse spectrale des filtres colorés avec pour objectif la fidélité des couleurs et le bruit.

4.3.2 Plan d'expérience

Dans notre cas, nous cherchons à améliorer les trois grandeurs d'intérêt qui ont été définies précédemment (section 4.2.2.1) : les erreurs de couleur, l'indicateur de bruit et l'indicateur de saturation. Une étape très importante est la détermination des variables dont ces grandeurs vont dépendre. Ces grandeurs dépendent de la reconstruction couleur (dont l'effet a été analysé dans la section 4.2) mais surtout des courbes de rendement quantique. Elles-mêmes dépendent des performances du pixel (diaphotie, profondeur d'intégration,...) et de la réponse spectrale des filtres colorés. Ce sont ces dernières que nous souhaitons optimiser afin d'orienter les fournisseurs de résines colorés dans la définition de leur offre de résines pour améliorer les performances du capteur d'image. Les variables que nous cherchons à optimiser sont les paramètres des modèles construits dans la section 4.3.1.

Dans un premier temps, nous allons chercher à obtenir les tendances afin de juger qualitativement des directions des optima. Pour cela, nous allons utiliser le modèle le plus simple à 6 paramètres (modèle gaussien) dont les résultats seront facile à représenter. Selon le modèle gaussien, pour chaque couleur nous avons deux paramètres à optimiser : la longueur d'onde du pic et l'écart-type du spectre. Le point de référence est fixé comme étant la valeur des paramètres qui ont été ajustés pour être le plus proche possible de notre jeu de résines : c'est notre point de départ. Pour chacune des trois résines Red, Green et Blue, nous allons décrire l'espace de ces 2 paramètres (longueur d'onde et écart-type) en laissant fixes les 4 paramètres liés aux deux autres résines. Les quatre paramètres fixes prennent leur valeur de référence (Table 4.2) tandis que l'on fait varier la longueur d'onde du pic de la couleur d'intérêt de 380 à 720 nm tous les 5 nm et la valeur de l'écart-type de 1 à 100 nm tous les 2 nm. Pour chaque couleur et chaque couple (longueur d'onde, écart-type), nous calculons alors les trois grandeurs d'intérêt que sont les erreurs de couleur ΔE_{rms} et l'indicateur de la saturation C , calculés sur les 24 patches de la mire de Macbeth, ainsi que l'indicateur de bruit $-SEF_Y$.

Les résultats sont illustrés figure 4.11, l'objectif étant de minimiser ces indicateurs. Les résultats de l'indicateur de saturation des couleurs n'ont pas été représentés afin de ne pas surcharger les graphiques et parce que les tendances étaient proches de celles de l'indicateur d'erreur de couleur. Afin de représenter les résultats sur un minimum de graphiques, les résultats en fonction de la longueur d'onde du pic n'ont été représentés que pour les longueurs d'onde de la couleur correspondante. Les traits verticaux rouges représentent les frontières entre chaque couleur. La longueur d'onde des frontières a été fixée afin d'avoir le minimum et le maximum de la fonction dans l'intervalle représenté pour chaque couleur. Le point de départ de chacune des trois résines est représenté par des cercles rouges : il correspond à l'ajustement des résines par le modèle gaussien. Le point optimum pour chaque couleur est représenté par des cercles verts. Les flèches cyan représentent la direction d'optimisation des erreurs de couleurs (Fig. 4.11-a) tandis que les flèches magenta représentent la direction d'optimisation de l'indicateur de bruit (Fig. 4.11-b).

La figure 4.12 illustre l'allure des réponses spectrales après coupure du filtre infrarouge du point de référence (modélisation des résines actuelles) superposées aux réponses spectrales optimales vis à vis des erreurs de couleurs (Fig. 4.12-a) et du bruit (Fig. 4.12-b).

Des premières tendances peuvent être dégagées de ces résultats. Tout d'abord, la première observation est qu'il n'y a pas de consensus sur la direction d'optimisation pour le filtre vert et rouge. En effet, les directions des optima des erreurs de couleurs (flèches cyan) et du bruit (flèches magenta) sont presque opposées. La seule direction commune semble être pour le filtre bleu : un moyen d'optimiser en même temps les erreurs de couleur et le bruit serait de décaler très légèrement le pic du bleu vers des longueurs d'onde plus courtes et en même temps de diminuer la largeur spectrale du filtre (moins de recouvrement avec le filtre vert). Pour le filtre

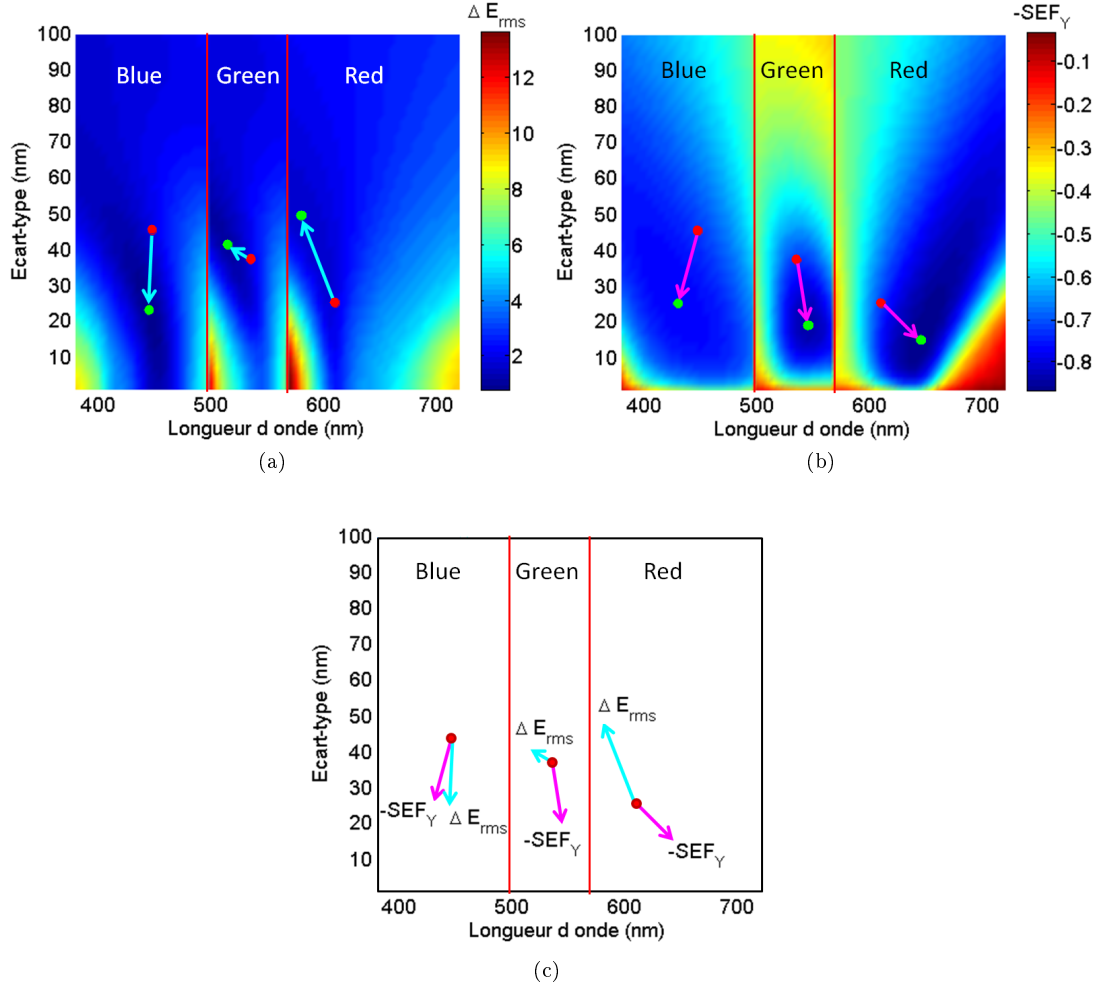


FIGURE 4.11 – Résultats, en fonction de la longueur d'onde du pic et de l'écart-type de la réponse spectrale gaussienne, de l'indicateur (a) d'erreur de couleur ΔE_{rms} ; (b) de bruit $-SEF_Y$; (c) Superposition des directions des optima de couleurs et du bruit. La longueur d'onde du pic a été explorée pour chaque filtre RGB sur les longueurs d'onde de la couleur correspondante. Les flèches cyan représentent la direction d'optimisation des erreurs de couleurs tandis que les flèches magenta représentent la direction d'optimisation de l'indicateur de bruit. Le point de départ représenté par des cercles rouges est l'ajustement des résines par le modèle gaussien (Table 4.2 et Fig. 4.8-a).

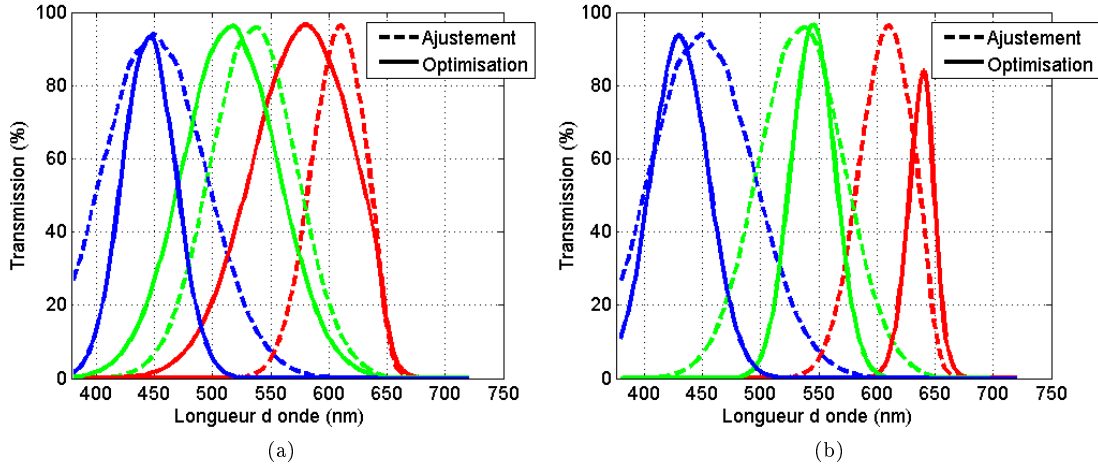


FIGURE 4.12 – Illustration après coupure du filtre infrarouge des réponses spectrales des résines actuelles (modèle gaussien) par rapport à l'optimum de chaque réponse spectrale R,G,B (indépendamment des autres couleurs) pour l'indicateur (a) d'erreur de couleur ΔE_{rms} ; (b) de bruit $-SEF_Y$.

vert, le point de départ (*i.e.* la résine actuelle) est assez proche de l'optimum en terme d'erreurs de couleurs : il suffirait de décaler légèrement le pic vers le bleu et d'élargir à peine le spectre. A l'inverse, en terme de bruit il faudrait décaler le spectre vers le rouge et l'affiner afin de diminuer le recouvrement spectral avec à la fois le bleu et le rouge. Le filtre rouge suit le même comportement que le filtre vert : il faut le décaler vers le vert et l'élargir pour améliorer les erreurs de couleur mais à l'inverse le décaler vers les grandes longueurs d'onde et réduire sa largeur spectrale pour améliorer les performances de notre indicateur de bruit.

Cependant, cette étude est très limitée puisqu'elle ne prend pas du tout en compte l'interaction entre chacune des résines. Or, intuitivement, on soupçonne fortement que l'allure des réponses spectrales des résines vont influencer les unes sur les autres : par exemple les performances en terme de diaphotie spectrale ne vont pas être identiques lorsque l'on réalise l'optimisation du filtre bleu si le filtre vert a son pic de transmission proche du bleu (fort recouvrement) ou à l'inverse plus proche des grandes longueurs d'onde (faible recouvrement du bleu et du vert, peu de diaphotie spectrale). D'où l'intérêt de réaliser une optimisation simultanée des paramètres des trois résines en utilisant la méthode multi-objectifs décrite et utilisée précédemment pour l'optimisation de la CCM.

4.3.3 Double optimisation (couleur et bruit)

L'optimisation des paramètres des modèles des réponses spectrales des filtres colorés est relativement longue à cause de toutes les étapes de calcul à réaliser au cours de la boucle d'optimisation. En effet, pour chaque itération il faut reconstruire les réponses spectrales à partir des paramètres et calculer les courbes de rendement quantique en multipliant ces réponses par la réponse monochrome du capteur. Puis il faut calculer les coordonnées RGB des 24 patches de la mire de Macbeth à partir des courbes de rendement quantique et de l'illuminant ; à partir de ces coordonnées on détermine la matrice de correction couleur : la méthode la moins coûteuse en temps de calcul est alors utilisée, *i.e.* la méthode LLSQ (section 4.2.1.2). Enfin, les erreurs de couleur ΔE_{rms} et le bruit $-SEF_Y$ sont calculés. Ces étapes sont donc beaucoup plus coûteuses en temps de calcul que lors de l'optimisation de la matrice de correction couleur (section 4.2.2) où seulement les 2 dernières étapes précédentes sont à prendre en compte à chaque itération. Pour cette raison, nous nous contentons au cours de cette étude d'une double optimisation des erreurs de couleur et du bruit sans prendre en compte la saturation. Cela se justifie par l'étude menée section 4.2.2.3 qui montre que l'optimisation des erreurs de couleurs et de la saturation vont sensiblement dans la même direction et qu'il est difficile de maintenir un niveau

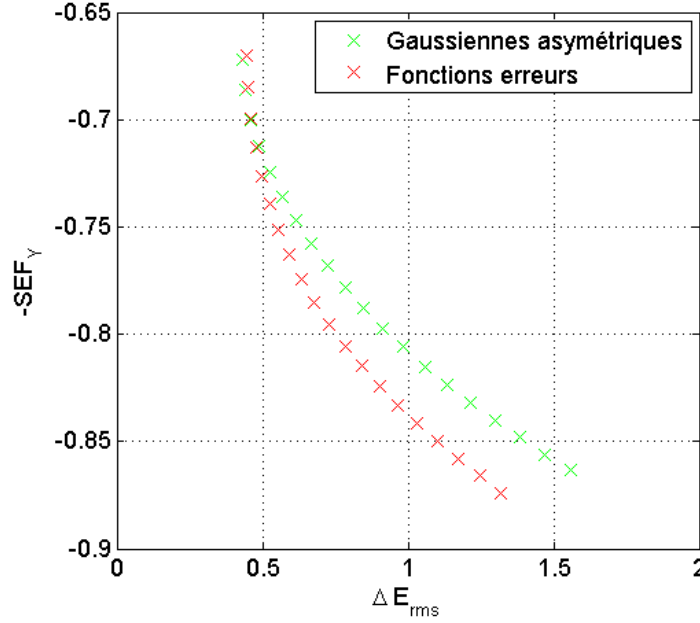


FIGURE 4.13 – Illustration des courbes de Pareto de la double optimisation, en termes d’erreur de couleur et de bruit, des réponses spectrales des filtres colorés à partir des modèles à base de gaussiennes asymétriques (croix vertes) et de fonctions d’erreur (croix rouges).

de saturation en dégradant beaucoup les erreurs de couleur.

4.3.3.1 Formulation et résultats de la double optimisation

L’algorithme d’optimisation « Normal Constraint » décrit section 4.1.2.4 permet de résoudre ce problème d’optimisation simultanée des erreurs de couleur et du bruit. Les erreurs de couleur ont été calculées sur la mire de Macbeth ColorChecker de 24 patches et l’indicateur de bruit utilisé est le SEF tel que décrits dans la section 4.2.2.1. Le problème d’optimisation se formule alors de la sorte :

Déterminer la courbe de Pareto qui localement atteint :

$$\min \begin{cases} \Delta E_{rms} \\ -SEF_Y \quad (\text{ou max } SEF_Y) \end{cases}$$

L’optimisation présentée dans ce paragraphe a été réalisée pour les deux modèles à base de gaussiennes asymétriques et de fonctions d’erreur pour un essai technologique sur un pixel de $1,4\mu m$. L’illuminant choisi pour cet exemple est le 3200K. Pour les paramètres initiaux de l’optimisation, on choisit les approximations de notre jeu de résines par les modèles. Afin de ne pas dégrader trop fortement les erreurs de couleur et la saturation au cours de l’optimisation (section 4.2.2.2) on choisit de n’explorer que le tiers du segment utopique à partir du point utopique des erreurs de couleur. Ce tiers de segment est divisé en 20 points uniformément répartis.

La figure 4.13 illustre les résultats de l’optimisation double objectif pour les deux modèles de réponses spectrales à base de gaussiennes asymétriques et de fonctions d’erreur. L’ordonnée donne les valeurs de l’indicateur $-SEF_Y$ afin de représenter l’amélioration du bruit sur la figure du haut vers le bas (dans le sens de la lecture du graphique). L’axe des abscisses (en bas du graphique), représente les erreurs de couleur ΔE_{2000} . Les croix vertes et rouges représentent une partie de la courbe de Pareto pour le modèle à base respectivement de gaussiennes asymétriques et de fonctions d’erreur. La figure 4.14 illustre l’allure des réponses spectrales au cours de l’optimisation pour les deux modèles. Les 3 points sélectionnés sont le premier, le dernier et un point intermédiaire de la partie de la courbe de Pareto générée (respectivement les points n°1,20

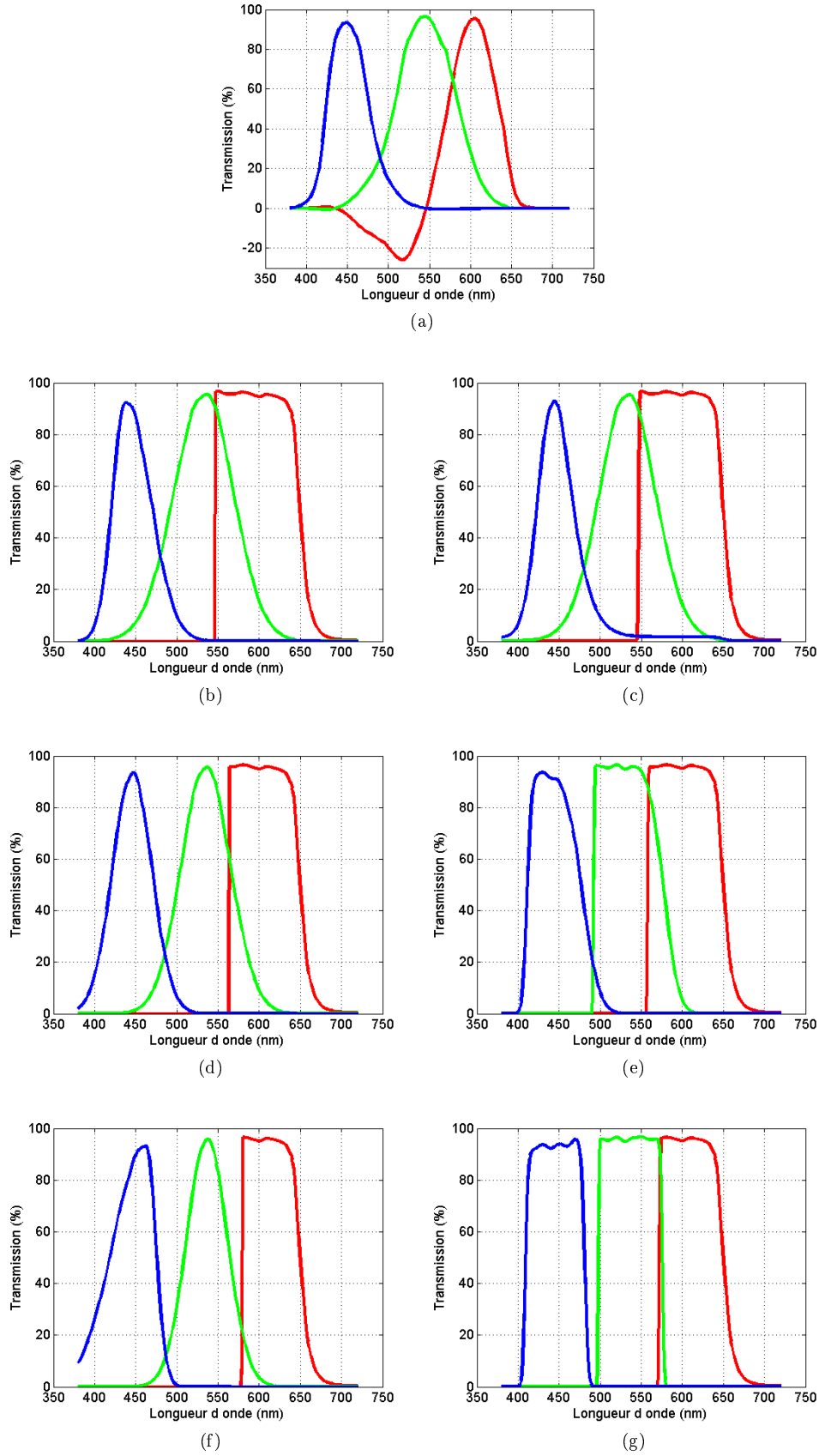


FIGURE 4.14 – (a) Color Matching Functions CIE 1931 RGB $\tilde{r}(\lambda)$, $\tilde{g}(\lambda)$, $\tilde{b}(\lambda)$ normalisées; Premier point d'optimisation pour le modèle (b) des gaussiennes asymétrique; (c) des fonctions d'erreur; Point intermédiaire d'optimisation pour le modèle (d) des gaussiennes asymétrique; (e) des fonctions d'erreur; Dernier point d'optimisation pour le modèle (f) des gaussiennes asymétrique; (g) des fonctions d'erreur.

et 10). Les deux modèles donnent approximativement les mêmes résultats lorsque l'on privilégie l'optimisation des erreurs de couleur au bruit. Cependant, lorsque l'on souhaite optimiser le SEF au détriment des erreurs de couleur, les réponses spectrales obtenues divergent et le modèle à base de fonctions d'erreur semble converger vers de meilleures performances en termes de bruit à erreurs de couleur égales.

Nous allons donc illustrer sur des images simulées, les résultats obtenus avec le modèle à base de fonctions d'erreur. La figure 4.15 est obtenue à l'aide de l'outil IQE Tool présenté dans le Chapitre 3. Les deux images de la première ligne de la mire de Macbeth sont simulées sous 3200K à faible niveau d'éclairement, à partir du modèle de bruit d'un pixel $1,4\mu\text{m}$ développé pour un essai technologique et des courbes de rendement quantique optimisées. Nous avons choisi deux points sur les 20 de la partie de la courbe de Pareto générée : le premier (n°1, meilleurs erreurs de couleurs) et le dernier (n°20).

4.3.3.2 Interprétation des résultats et limitations

La première constatation concerne l'allure des réponses spectrales optimisées afin de privilégier les erreurs de couleur. Pour les deux modèles, les courbes sont proches et tendent vers l'allure des spectres des fonctions $\tilde{r}(\lambda)$, $\tilde{g}(\lambda)$, $\tilde{b}(\lambda)$ appelées Color Matching Functions (section 2.3.3.1), en particulier pour le spectre du bleu et du vert (la fonction $\tilde{r}(\lambda)$ comportant des valeurs négatives, le rouge se comporte différemment). Ceci permet de valider notre démarche et nous permet d'être confiants dans l'indicateur de qualité des couleurs : quand le bruit n'entre pas en ligne de compte, les filtres R,G,B doivent tendre vers les fonctions colorimétriques $\tilde{r}(\lambda)$, $\tilde{g}(\lambda)$ et $\tilde{b}(\lambda)$.

La deuxième constatation est que lorsque l'on cherche à optimiser notre indicateur de bruit SEF_Y , les réponses spectrales générées à partir du modèle à base de fonctions d'erreur deviennent de plus en plus « carrées » et les longueurs d'onde des pics (ou plutôt des « plateaux ») semblent s'espacer le plus possible des uns des autres. Ce dernier effet est visible également lors de l'optimisation des filtres à partir du modèle à base de gaussiennes asymétriques : les longueurs d'onde des pics s'éloignent les uns des autres. La conclusion à en tirer est que notre indicateur de bruit a tendance à privilégier la diminution du recouvrement spectral entre les filtres à la sensibilité. C'est ce qui arrive avec le modèle gaussien : l'optimisation tend vers les spectres des trois couleurs R,G et B les plus espacés possibles (ce qui se traduit par un spectre du vert plus fin et un pic du rouge décalé vers les plus grandes longueurs d'onde) ainsi qu'une diminution de la largeur spectrale des filtres afin de diminuer la diaphotie spectrale, même si des filtres plus « fins » ne sélectionnent qu'une faible partie des longueurs d'ondes et seront moins performants en terme de sensibilité (qui se calcule en $e^-/(lux.s)$ en intégrant la réponse des filtres multipliée par le spectre de l'illuminant). En revanche, avec le modèle à base de fonction d'erreur, il est possible de diminuer le recouvrement spectral des filtres tout en maintenant la sensibilité avec des transitions très abruptes ; d'où l'allure « carrée » des réponses spectrales.

Cependant, visuellement, ce résultat ne semble pas optimum. En effet, sur les images simulées de la figure 4.15 on n'observe pas d'amélioration significative en terme de bruit entre les figures (a) et (b). Pourtant, si l'on décompose chacune de ces deux images sur les plans couleurs R,G et B on observe tout de même une amélioration notable du bruit sur les canaux du Vert ((e) et (f)) et un peu du Bleu ((g) et (h)). C'est en effet le canal du Vert qui est le plus pris en compte lors du calcul de notre indicateur de bruit à cause des coefficients de pondération du calcul du canal de luminance $Y = 0,299R + 0,587G + 0,114B$. La deuxième explication est que les bruits sur les canaux R,G,B sont corrélés (à cause de la correction couleur et dans certain cas de l'interpolation). Sur l'image finale l'impact visuel du bruit sur l'image RGB n'est donc pas la même que sur chacun des canaux pris séparément. Se pose alors la question de la pertinence de notre indicateur de bruit qui ne prend pas en compte cette corrélation dans son calcul (section 2.5.2).

La principale limitation de cette étude est donc liée au choix des indicateurs à optimiser. Ceci est particulièrement vrai pour l'indicateur de bruit utilisé qui est le SEF (Snr Evolution Factor). En effet, cette optimisation exacerbe les limites de l'indicateur de bruit lorsque l'on cherche à améliorer ses performances. A travers de cette étude, on peut alors se rendre compte qu'il n'est pas représentatif du bruit « visuel » perçut par l'utilisateur. Cette conclusion rejoint l'étude

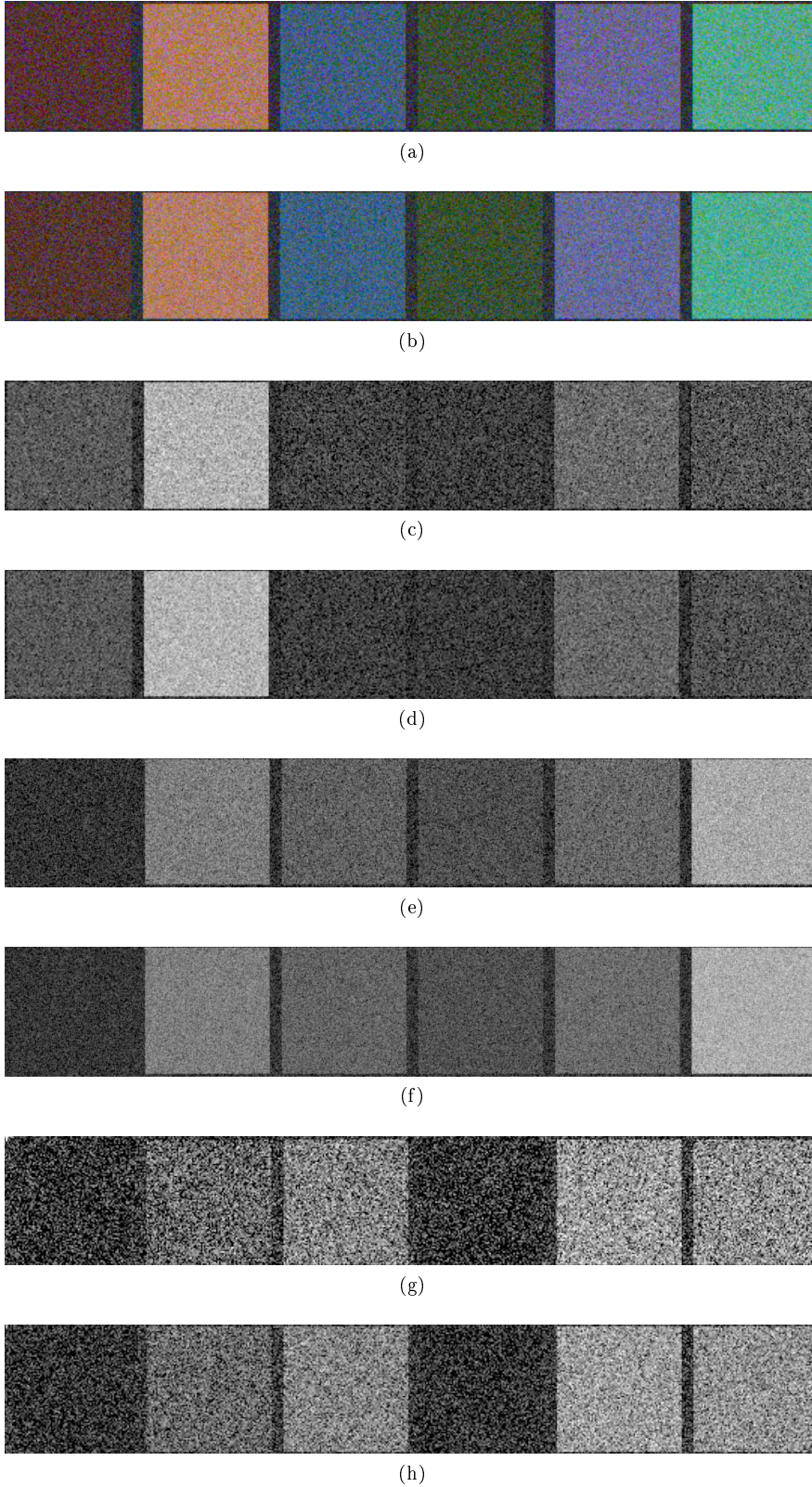


FIGURE 4.15 – Images simulées de la première ligne de la mire de Macbeth sous 3200K et à faibles conditions d'éclairement pour (a) le premier point d'optimisation pour le modèle des fonctions d'erreur ; (b) le dernier point d'optimisation pour le modèle des fonctions d'erreur. (c) Composante rouge de la première image ; (d) composante rouge de la dernière image ; (e) composante verte de la première image ; (f) composante verte de la dernière image ; (g) composante bleue de la première image ; (h) composante bleue de la dernière image.

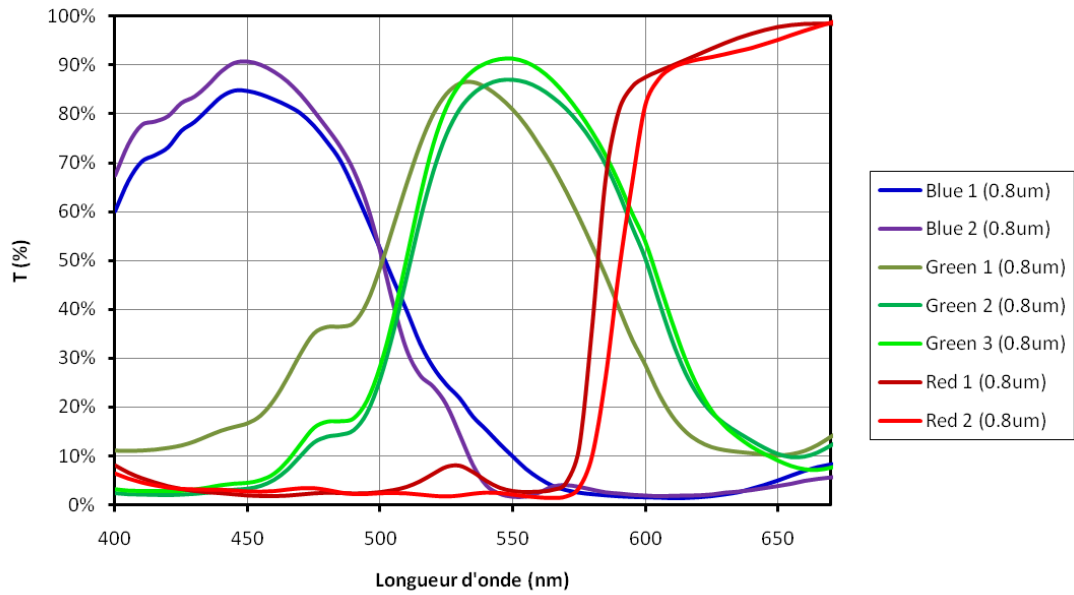


FIGURE 4.16 – Illustration des différentes réponses spectrales des résines colorées proposées par les fournisseurs pour une épaisseur déposée de 800 nm.

réalisée au cours du Chapitre 2, et c'est justement en partie cette optimisation qui a contribué à remettre en question l'indicateur de référence qui était le SNR10 : de fortes améliorations de l'indicateur n'étaient pas nécessairement visibles sur les images. La suite consisterait alors à renouveler cette optimisation avec les nouveaux indicateurs de bruit en cours de perfectionnement. Nous verrons au cours du Chapitre 6 que cette nouvelle étude est à mener à l'aide d'expériences psychophysiques afin d'évaluer ces nouveaux indicateurs au cours de l'optimisation vis à vis du jugement de l'œil humain.

La seconde limitation est liée au choix du modèle des réponses spectrales par rapport à la réalisation physique des filtres. En effet, les filtres colorés sont à base de pigments et le savoir faire du fournisseur réside dans le dosage et l'intégration de ces pigments dans la résine photosensible. Les fournisseurs de résines colorées ne peuvent tenir des spécifications telles que données par l'optimisation (transitions abruptes, réjections très faibles). L'optimisation des résines ne peut donc se concrétiser que comme des directions ou des pistes d'amélioration mais non comme une spécification précise des gabarits des filtres à obtenir. Cette étude nécessite un échange entre l'optimum souhaité et le gabarit pouvant être fourni. Dans le cadre de cette thèse, des indications aux fournisseurs de résines colorées ont tout de même été données grâce aux tendances qui ont été dégagées. Les résines fournies les plus prometteuses (et celles utilisées actuellement) sont illustrées figure 4.16. En particulier, une demande a été formulée afin d'obtenir un front du spectre du bleu plus raide (Blue 2), ce qui correspond à une amélioration conjointe des erreurs de couleurs et de bruit (section 4.3.2). Cette spécification semble cependant difficile à obtenir avec les pigments colorés utilisés pour la résine bleue. Concernant le filtre vert, la résine a été changée deux fois en cours de thèse : une première fois d'une résine avec un pic à 535 nm (Green 1) vers une résine décalée vers les plus fortes longueurs d'onde avec un pic à 550 nm (Green 2, amélioration du bruit) ; puis une deuxième fois par une résine voisine mais avec une meilleure transmission (Green 3). En effet, la solution la plus évidente afin d'améliorer la réponse spectrale des résines est l'augmentation de leur transmission, tout en maintenant des réjections dans les plages de longueurs d'onde des deux couleurs « parasites » les meilleures possibles. Enfin, un filtre rouge décalé des longueurs d'onde plus élevées et avec un front le plus raide possible a également été demandé (Red 2). A ce jour, les trois résines vertes (Green 1, 2 et 3) ont été testées et ont donné respectivement au fur et à mesure de meilleures performances en terme de bruit, mais les nouvelles résines bleue et rouge (Blue 2 et Red 2) sont encore en cours de développement chez le fournisseur. On notera que les informations relatives aux résines colorées données dans ce paragraphe sont la propriété du fournisseur.

Enfin, la dernière limitation concerne le passage des résines colorées aux courbes de rendement quantique. En effet, dans ce paragraphe, nous avons choisi sciemment de limiter l'étude de l'optimisation de la réponse spectrale des filtres colorés à l'optimisation des courbes de rendement quantique « idéales », *i.e.* sans prendre en compte le phénomène de diaphotie électrique ou optique. Nous allons voir dans le prochain chapitre (Chapitre 5) une méthode originale afin de caractériser ce phénomène et tenter d'en extraire suffisamment d'informations pour construire un modèle de diaphotie. Ce modèle est le chaînon manquant à l'ensemble des étapes de simulations et d'optimisation vues précédemment.

Chapitre 5

Modélisation de la diaphotie

On appelle diaphotie (ou « cross-talk » en anglais) le signal parasite provenant d'un pixel voisin venant perturber le signal du pixel étudié (section 1.3.2.5). Ce phénomène contribue fortement aux performances globales d'un capteur d'images. En effet, d'une part il diminue le rendement quantique (une partie du signal destiné à un pixel est perdu vers ses voisins) et d'autre part il dégrade la séparation des couleurs (ce signal parasite va contribuer au signal du pixel voisin n'ayant pas la même couleur). Dans un contexte de réduction de la taille du pixel, ce phénomène de diaphotie s'avère de plus en plus critique pour la qualité de l'image finale en particulier pour le rapport signal-à-bruit [106]. C'est pourquoi la caractérisation et le contrôle de la diaphotie est un objectif particulièrement important mais non trivial [11, 107].

L'idée principale de la méthode proposée est d'utiliser différents agencements de filtres colorés pour pouvoir discriminer le signal utile du signal parasite et caractériser le phénomène de diaphotie optique et électrique d'un pixel. Les motifs de caractérisation ainsi que le principe de la méthode font l'objet d'un brevet déposé au cours de cette thèse [108]. Une publication [109] donnée en Annexe A a fait suite à ce brevet et pourra servir de complément à ce chapitre. La caractérisation précise du phénomène de diaphotie permettra de contribuer à la mise en place d'un modèle qui pourra alors aider les ingénieurs de développement des procédés de fabrication et les concepteurs à obtenir les meilleures performances possibles.

Dans un premier temps, nous nous attacherons à la caractérisation du phénomène de diaphotie pour nos capteurs d'images CMOS ; en particulier, nous présenterons une technique originale afin d'extraire la diaphotie pour un pixel donné vers son voisin selon chaque direction (horizontale, verticale ou diagonale) relativement à une certaine plage de longueur d'onde. Nous verrons que cette méthode est basée sur un motif spécifique des filtres colorés. Puis nous présenterons les résultats obtenus pour trois générations de pixels : deux pixels de type 1T75 (*i.e.* avec 7 transistors pour 4 pixels) et un pixel de type 2T5 (*i.e.* avec 10 transistors pour 4 pixels). Ces résultats nous permettront de mettre en évidence les causes et l'origine physique de la diaphotie selon la direction concernée. Nous serons également capables d'expliquer plus précisément certains résultats du chapitre 3 (section 3.3.2.3). Finalement, à partir de ces résultats de caractérisation, nous tenterons de construire un modèle de diaphotie qui pourrait être utilisé dans notre outil de simulation IQE Tool ainsi que dans l'optimisation des réponses spectrales des filtres colorés ; cependant nous verrons également les limitations dans la construction d'un tel modèle.

5.1 Caractérisation de la diaphotie

Au sein d'une matrice de pixels, il arrive que des photons ou des charges photo-générées destinés à un pixel donné soient capturés par un pixel voisin. C'est le phénomène de diaphotie, appelé couramment *cross-talk* en anglais. Afin de limiter au maximum ce phénomène, on cherche à isoler les pixels les uns des autres.

Lorsqu'une nouvelle structure de pixel d'un capteur d'image est conçue, une caractérisation des pixels du capteur est nécessaire pour déterminer si les nouveaux pixels présentent un fonctionnement amélioré par rapport aux précédentes générations. De l'ensemble des caracté-

risations, la diaphotie apparaît comme un phénomène critique qu’il convient de quantifier au mieux ; pourtant sa caractérisation n’est pas triviale comme nous allons le voir. En effet, il est difficile de discriminer le signal utile du signal lié au phénomène de diaphotie.

La méthode la plus simple et directe consiste à éclairer un seul pixel de la matrice à la fois, à l’aide d’un faisceau suffisamment fin et localisé [110–112]. On mesure ensuite le nombre d’électrons détectés par les pixels adjacents au pixel éclairé. Cela permet de connaître la fuite des charges photo-générées d’un pixel vers les pixels voisins, dans toutes les directions. On réalise alors cette mesure pour différentes longueurs d’onde, et pour des pixels surmontés de filtres colorés de différentes couleurs. Si le faisceau lumineux est suffisamment fin, une cartographie de la sensibilité d’un pixel peut même être évaluée. Cependant, ce procédé ne peut fonctionner lorsque la taille des pixels devient très faible ($< 2\mu m$). En effet, dans ce cas, l’éclairement d’un seul pixel devient difficile, voire impossible, et ne peut se faire sans provoquer des phénomènes de diffraction qui empêchent la réalisation d’une bonne caractérisation des pixels.

Une seconde méthode est d’utiliser un masque afin de n’éclairer qu’un seul pixel même si le faisceau lumineux est trop large. Un tel masque peut être réalisé par exemple en utilisant un niveau de métal disponible en technologie CMOS mais non utilisé dans le pixel. Cette couche aura seulement une ouverture au niveau d’un unique pixel, qui sera le seul à recevoir des photons incidents. Cependant, cette méthode nécessite d’avoir un niveau d’interconnexion disponible, ce qui n’est pas le cas par exemple pour un pixel utilisant la technologie BSI (de l’anglais « BackSide Illumination »), *i.e.* éclairé en face arrière ; ni même le cas pour les technologies actuelles FSI (de l’anglais « FrontSide Illumination ») à deux niveaux de métal. De plus, même en éclairage face avant, ce masque métallique peut lui-même provoquer un phénomène de diaphotie optique, des phénomènes de diffraction (pour des pixels de petite taille) liés à l’ouverture métal et également modifier le comportement électrique du pixel.

Ainsi, une méthode indirecte doit être développée, adaptée à n’importe quelle taille de pixel, à tout type de capteur en particulier pour les capteurs BSI, mais également représentative du fonctionnement réel du pixel.

5.1.1 Principe de la méthode proposée

La méthode de caractérisation proposée est basée sur la mesure des réponses spectrales des pixels tel que proposé par Wu [113], mais en couplant cette analyse avec des motifs colorés spécifiques. L’idée principale de la méthode est d’utiliser différents agencements de filtres colorés pour pouvoir discriminer le signal utile du signal parasite et caractériser le phénomène de diaphotie optique et électrique d’un pixel. Ainsi, nous allons voir qu’il est possible de réaliser le masquage des voisins du pixel d’intérêt grâce aux filtres colorés relativement à une certaine plage de longueur d’onde du spectre visible. Dans ce paragraphe, l’explication sera donnée dans le cas d’un capteur d’image RGB mais le principe peut s’étendre à d’autres combinaisons de filtres colorés. Dans la suite de la description, on appellera pixel rouge, vert, ou bleu un pixel recouvert d’un filtre coloré de cette couleur.

Par exemple, si l’on considère un pixel d’intérêt bleu entouré de pixels verts tel qu’illustré figure 5.1, on distingue alors deux comportements en fonction de la source lumineuse :

- Dans la partie bleue du spectre lumineux, c’est le pixel d’intérêt qui reçoit du signal : il est considéré comme la *source* du phénomène de diaphotie. En effet, le signal des pixels voisins proviendront de la diaphotie du pixel bleu vers un pixel vert. A l’inverse, le pixel bleu ne reçoit pas de signal parasite de ses voisins puisqu’eux mêmes ne reçoivent quasiment pas de signal dans leur longueur d’onde.
- Dans la partie verte du spectre au contraire, c’est les pixels voisins qui reçoivent du signal et qui seront source de diaphotie. Le pixel d’intérêt bleu est alors *receveur* de la diaphotie des pixels verts vers le bleu.

Par la suite on appellera ce type de pixel entouré de pixels recouverts d’un filtre différent un pixel isolé ou IP de l’anglais « isolated pixel ». Ces voisins seront nommés selon leur orientation par rapport au pixel isolé en suivant la rose des vents : NW (Nord-Ouest), NN (Nord), NE (Nord-Est), EE (Est), SE (Sud-Est), SS (Sud), SW (Sud-Ouest) et WW (Ouest).

D’autre part, on considère une deuxième structure composée d’un pixel vert entouré de pixels verts *i.e.* un groupe de pixels uniformément recouverts d’un filtre vert, sans motifs colorés. Par la suite on appellera ce type de pixels UP de l’anglais « un-patterned pixel ». Sur ce type de

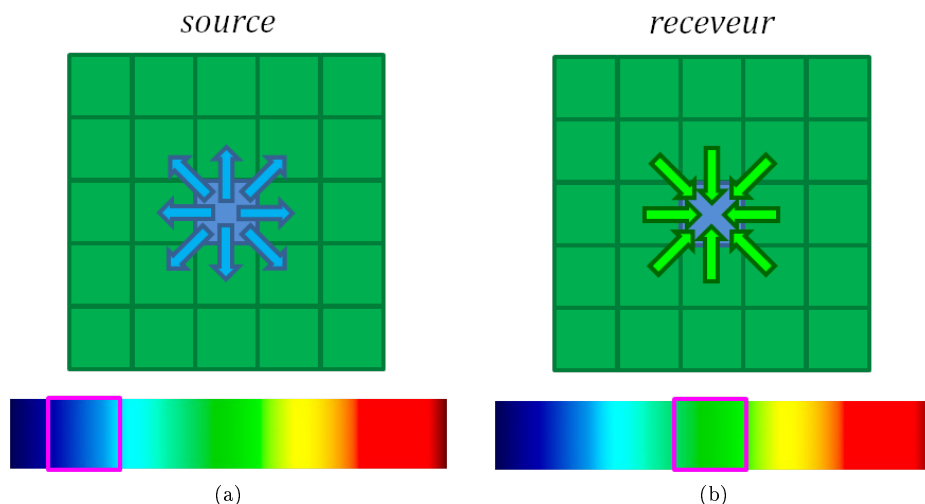


FIGURE 5.1 – Illustration du principe d'isolation d'un pixel d'intérêt, relativement à la partie du spectre éclairée, pour un pixel d'intérêt bleu entouré de pixels verts. (a) Dans le bleu, le pixel bleu est *source* de diaphotie vers les pixels verts ; (b) Dans le vert, le pixel bleu est *receveur* de diaphotie des pixels verts.

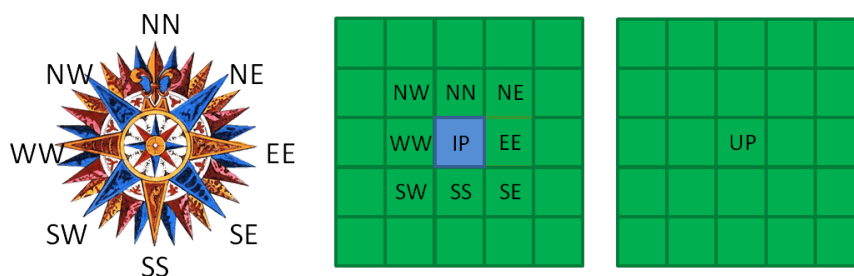


FIGURE 5.2 – Notations utilisées au cours de la caractérisation de la diaphotie : exemple de la caractérisation de la diaphotie entre un pixel bleu et un vert.

pixels, on considère qu'il n'y a pas de diaphotie ou plutôt que les phénomènes de diaphotie entre des pixels voisins se compensent : le signal parasite d'un pixel vers son voisin sera égal au même signal parasite du voisin vers ce pixel. A travers la caractérisation de ces pixels, nous avons donc accès à une référence de ce que serait la réponse d'un pixel d'intérêt s'il n'y avait aucune source de diaphotie. Les notations des différents pixels en fonction de leur emplacement sur ces nouvelles structures avec des motifs colorés spécifiques sont indiquées figure 5.2

Par conséquent, un excès de signal d'un pixel *receveur* ou bien une perte de signal d'un pixel *source* par rapport à un pixel UP est considéré comme de la diaphotie. Il convient par la suite de calculer la différence entre un des pixels verts voisin d'un pixel bleu isolé et le pixel vert UP (entouré de pixels verts). En réalisant cette opération pour chaque pixel vert voisin d'un bleu isolé, on obtient l'information de diaphotie selon la direction sur une plage du spectre. Ainsi dans l'exemple présenté, on obtient dans la partie bleue du spectre l'information de la diaphotie du pixel bleu vers un pixel vert (selon la direction) et dans la partie verte du spectre l'information de la perte du signal vert dans le vert (vers le pixel bleu).

Cette analyse peut être réalisée en fonction de la longueur d'onde en mesurant les rendements quantique en incidence normale de chaque type de pixel sur notre banc dédié (section 3.1.2). La figure 5.3 illustre le principe de la caractérisation de la diaphotie et donne un exemple de réponse spectrale de la diaphotie d'un pixel vert voisin d'un bleu selon la direction verticale NN (*i.e.* pixel vert au Nord du pixel bleu isolé). Cette courbe est obtenue en réalisant la différence sur toute la plage de longueur d'onde du visible entre le rendement quantique du pixel vert NN

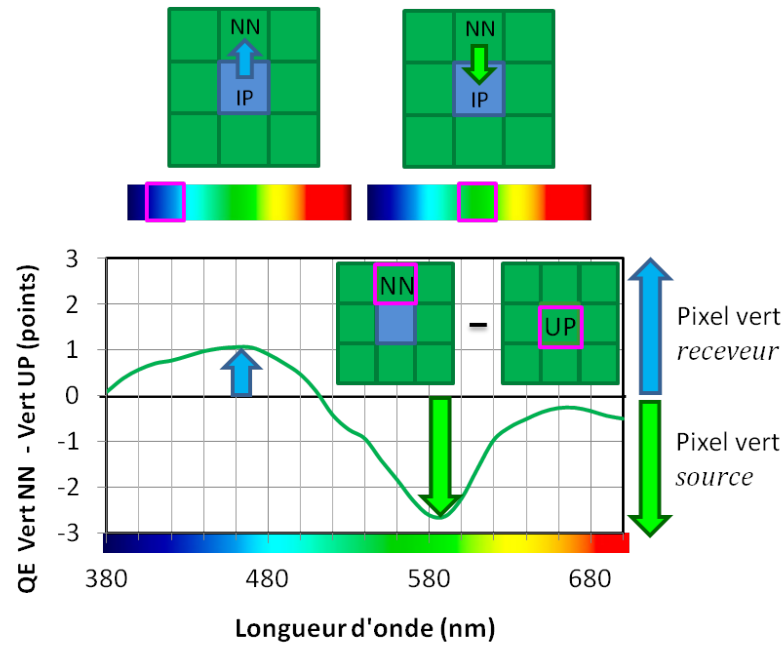


FIGURE 5.3 – Représentation de la caractérisation spectrale de la diaphotie : exemple d'un pixel vert *receveur* de signal parasite de son pixel voisin bleu et *source* de signal parasite lorsque l'on éclaire le capteur respectivement dans le bleu et dans le vert.

et d'un pixel vert UP.

Afin d'obtenir une caractérisation de la diaphotie pour l'ensemble des pixels et pour toutes les longueurs d'onde du visible, il faut donc réaliser les deux structures décrites précédemment pour toutes les combinaisons de couleur des filtres colorés. Le dessin des motifs de test ainsi que le principe de la méthode font l'objet d'un brevet déposé au cours de cette thèse [108]. Le paragraphe suivant détaille le dessin du masque de test réalisé, embaquant toutes les structures de test nécessaires à la caractérisation du phénomène de diaphotie.

5.1.2 Disposition spécifique des filtres colorés

Afin de caractériser la diaphotie sur les capteurs STMicroelectronics, un masque spécifique pour les filtres colorés a été dessiné. Le principe de la méthode ne permet donc pas de caractériser la diaphotie sur des capteurs pouvant être vendus par la suite mais seulement sur des capteurs de test. Comme expliqué dans la section précédente, toutes les structures suivantes doivent être implémentées sur le masque de test d'un capteur d'image RGB :

- un pixel bleu isolé (IP) entouré de pixels verts ;
- un pixel bleu isolé (IP) entouré de pixels rouges ;
- un pixel vert isolé (IP) entouré de pixels bleus ;
- un pixel vert isolé (IP) entouré de pixels rouges ;
- un pixel rouge isolé (IP) entouré de pixels bleus ;
- un pixel rouge isolé (IP) entouré de pixels verts ;

ainsi que les structures de test des pixels UP :

- un pixel bleu entouré de pixels bleu (UP) ;
- un pixel vert entouré de pixels verts (UP) ;
- un pixel rouge entouré de pixels rouge (UP) ;

Cependant, indépendamment de la couleur du filtre coloré qui le recouvre, chaque pixel n'est en général pas identique, notamment dans le cas d'architecture partagées du type 1T75 ou 2T5. Ainsi, dans les architectures des différents pixels qui seront caractérisés pour nos capteurs RGB avec motif de Bayer, il existe au maximum 8 types de pixels différents : 4 verts, 2 rouges et 2 bleus que nous nommerons respectivement en deux groupes A et B, G_{RA} , G_{RB} , G_{BA} , G_{BB} ,

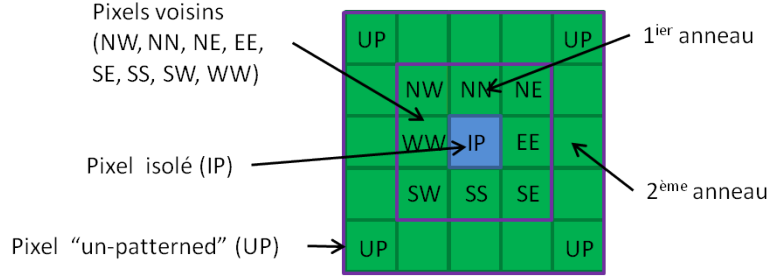


FIGURE 5.4 – Motif 5x5 utilisé pour la caractérisation de la diaphotie.

R_A , R_B , B_A et B_B . Nous verrons plus loin le dessin des pixels étudiés avec les dénominations des deux groupes A et B (Fig. 5.6). De plus, il faut noter que les microlentilles sont également différentes entre les pixels verts et les pixels rouges ou bleus. En effet, les microlentilles sont déposées en deux étapes (procédé de double exposition) dans le but d’obtenir des microlentilles séparées entre elles par un espace le plus réduit possible, ceci afin d’éviter les zones optiquement mortes [114]. Au final, nous avons 8 types de pixels pour 6 combinaisons de pixels isolés, *i.e.* 48 structures à implémenter sur le masque. De plus, nous avons 2 types de microlentilles pour 3 pixels UP, soit 6 structures supplémentaires. Chacune de ces structures doit être répétée un certain nombre de fois afin d’augmenter les statistiques et réduire le bruit de mesure. Par conséquent, il convient de choisir le motif élémentaire le plus petit possible afin de pouvoir répéter ce motif un grand nombre de fois.

L’hypothèse que nous formulons est que la réponse d’un pixel n’est impactée que par ses 8 plus proches voisins. Dans le cas du pixel isolé (IP), nous devons nous assurer que ses voisins directs (premier anneau de pixels) ne sont impactés que par la diaphotie de ou vers ce pixel isolé. Ce premier anneau doit donc être entouré d’un deuxième anneau de pixels de la même couleur. Ce raisonnement nous amène à un motif élémentaire de 5x5 pixels. Un autre intérêt à choisir un motif le plus petit possible réside dans le fait que l’on souhaite un motif le plus représentatif du phénomène au sein d’un capteur à motif de Bayer traditionnel. Les filtres colorés étant réalisés le plus souvent avec des résines, le dépôt des filtres entraîne une topographie particulière de la couche des filtres colorés. La topographie de notre motif répété sera donc plus proche de celle du Bayer qu’une large zone uniformément recouverte d’un unique filtre coloré. C’est pourquoi la caractérisation des pixels UP (entourés de pixels de la même couleur) ne sera pas réalisée sur des zones de pixels uniformément recouverts d’un unique filtre colorés mais sur les pixels UP situés sur des structures de test de pixel IP. Ainsi, sur le motif élémentaire 5x5 représenté figure 6.2, il est possible de caractériser également les pixels UP, le pixel d’une couleur différente le plus proche étant situé en diagonale à 2 pixels de distance.

Nous avons donc besoin de $6 \times 8 = 48$ structures de tests afin d’obtenir toutes les combinaisons de couleurs et de type de pixel pour les pixels IP et leurs voisins mais également toutes les combinaisons des pixels UP pour chaque couleur avec chaque type de microlentille. Nous noterons que sur le masque dessiné, d’autres motifs de test ont été embarqués tels que les motifs de test du rendement quantique hors d’axe (section 3.1.2). Toute la surface de la puce n’est donc pas disponible uniquement pour cet essai. Chacun des motifs élémentaires sera répété environ 200 fois dans chaque structure. Des résultats obtenus précédemment ont montré que la statistique obtenue était suffisante pour la précision de la mesure du rendement quantique.

5.1.3 Acquisition et extraction des résultats

Un jeu de masques embarquant les motifs de tests décrits précédemment a été réalisé et il est alors possible de caractériser la diaphotie sur chaque puce fabriquée avec ce jeu de masques couleurs spécifiques. Il est nécessaire de définir le *fichier de découpage* associé qui va permettre d’extraire les résultats pour chaque type de pixel en spécifiant les coordonnées de chaque structure (section 3.1.2.3). Le dessin de ce masque est représenté figure 5.5, les rectangles oranges représentant chacun une structure *i.e.* la répétition d’un motif élémentaire. Au sein de ce rectangle, les découpes sont réalisées pixel par pixel afin d’extraire chaque type de pixel (IP, UP,

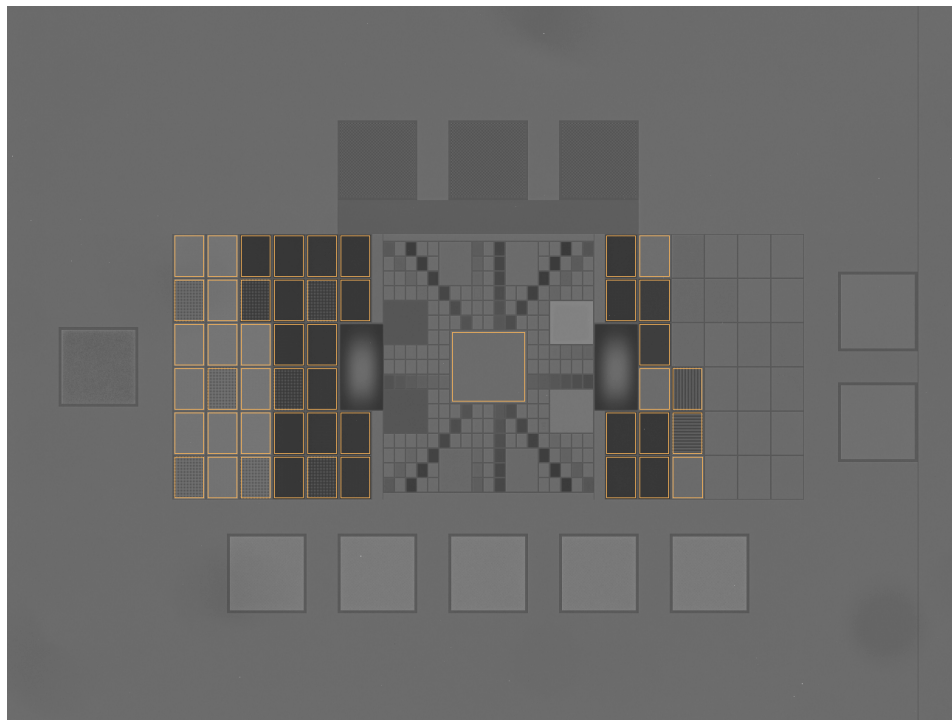


FIGURE 5.5 – Découpes des blocs du motif de test de la diaphotie sur le *blockshifting*. Les rectangles (encadrés oranges) représentent chacun une structure *i.e.* la répétition d'un motif élémentaire (~ 200 fois). Image 4 : 3 prise pour une longueur d'onde de 570 nm et une incidence normale.

NN, NE, NW...). Comme expliqué précédemment, d'autres motifs de test ont été embarqués sur ce masque, en particulier on pourra reconnaître au centre les motifs de test du rendement quantique hors d'axe.

Cette phase de caractérisation est réalisée en mesurant les rendements quantique des puces sous incidence normale (sur l'axe) sur notre banc dédié (section 3.1.2). La mesure se fait en éclairage diffus avec le nombre d'ouverture comme paramètre. Les étapes de l'acquisition et du traitement préliminaire des images sont les suivantes :

- Pour chaque puce, et chaque longueur d'onde un certain nombre d'acquisitions sont réalisées sous éclairage uniforme et dans l'obscurité (typiquement une dizaine de chaque).
- Puis pour chaque longueur d'onde, on moyenne les images sous éclairage d'une part et les images dans l'obscurité d'autre part afin de réduire l'impact du bruit temporel.
- On soustrait alors pixel à pixel l'image sous éclairage à l'image dans l'obscurité ainsi obtenues afin de supprimer le bruit dans l'obscurité.
- Enfin, le rendement quantique est extrait pour chaque type de pixel (IP, UP, NN, NE, NW,...) pour chaque combinaison de couleur, architecture de pixel et type de microlentilles. Le signal sur chaque type de pixel est moyenné sur l'ensemble des pixels identiques pour chaque répétition de motif.

Une fois le rendement quantique mesuré pour chaque type de pixel, il est alors possible d'extraire la diaphotie selon le principe détaillé dans la section 5.1.1. Pour chaque combinaison de couleur entre pixel isolé (IP) et pixels voisins (NN, NE, NW,...) et chaque position du pixel isolé en fonction de l'architecture du pixel (8 positions), *i.e.* 48 possibilités, la réponse spectrale de la diaphotie peut être extraite pour chaque direction (2 directions horizontales, 2 directions verticales et 4 diagonales). Par exemple pour un pixel bleu isolé dans du vert avec le pixel isolé à une position donnée sur les 8 possibles, on extrait les deux diaphoties verticales en soustrayant respectivement le rendement quantique du pixel vert NN et du pixel vert SS et la réponse du pixel vert UP avec la même microlentille que ces deux pixels verts. Au total, nous avons donc 6 combinaisons, 8 positions (soit 48 possibilités) et 8 directions à extraire par possibilité, soit 192 courbes échantillonnées chacune sur une trentaine de longueurs d'onde du spectre visible.

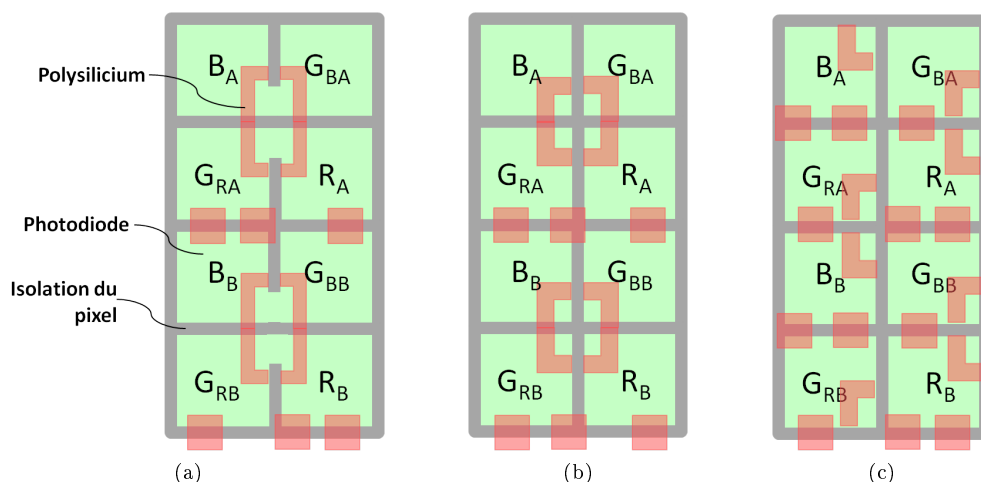


FIGURE 5.6 – Schématisation du (a) Pixel 1T75 version A, (b) Pixel 1T75 version B, (c) Pixel 2T5.

5.2 Résultats sur plusieurs générations de pixel

Un des intérêts majeurs de cette méthode de caractérisation de la diaphotie réside dans le fait que ce phénomène peut être évalué entre deux pixels distinctement pour chacune des directions. Ainsi, nous allons pouvoir analyser les performances en terme de diaphotie relativement au dessin du pixel : en particulier nous pourrons trouver une explication physique au phénomène en couplant les directions principales de diaphotie avec l'emplacement des transistors et l'isolation du pixel. Avec à la fois l'information spectrale sur toute la plage des longueurs d'onde du visible et l'information des directions principales de diaphotie couplée avec le dessin du pixel, nous allons pouvoir tenter de discriminer la diaphotie *optique* de la diaphotie *électrique*. Par exemple, si la diaphotie a tendance à augmenter en fonction de la longueur d'onde, on peut parler de diaphotie électrique. En effet, ce phénomène a tendance à augmenter avec la longueur d'onde des photons incidents, les longueurs d'onde les plus courtes étant absorbées proche de l'interface (et ayant donc une probabilité plus faible de diffuser vers les pixels voisins). Dans un premier temps, nous allons décrire les pixels étudiés puis nous présenterons leurs résultats en terme de diaphotie. Enfin, nous interpréterons les résultats relativement au dessin de chaque pixel.

5.2.1 Dessin des pixels

Afin d'illustrer cette nouvelle méthode de caractérisation de la diaphotie, nous allons analyser et comparer les résultats obtenus pour plusieurs versions et types de pixels différents : 2 versions de pixel de type 1T75, et un pixel de type 2T5. Le dessin simplifié des trois types de pixels analysés est illustré figure 5.6. Les pixels de type 1T75 représentés figure 5.6-a et b nommés respectivement version A et B sont les deux mêmes pixels que ceux étudiés au cours du chapitre 3 (section 3.3.2.3). Nous avons vu alors que le pixel 1T75 version A comportait un défaut d'isolation, défaut qui a été corrigé sur la version B du pixel. Ce défaut entraînait une forte dégradation du rendement quantique hors d'axe dans la direction du défaut et par conséquent un éclaircissement relatif (RI) du capteur de forme asymétrique (et donc plus difficile à corriger). Ces deux versions de pixel sont particulièrement intéressantes dans le cadre de l'étude de la diaphotie : en effet, on s'attend à avoir une diaphotie importante dans la direction de défaut et une forte amélioration avec la nouvelle version du pixel. On peut noter également que les pixel de la même couleur sont différents pour les groupes A et B dans le cas de l'architecture 1T75 version A mais que ces 2 groupes sont identiques pour la version B. De plus, nous serons à même de comparer deux architectures de pixel différentes : 1T75 et 2T5.

Afin de pouvoir coupler les résultats avec le dessin du pixel, nous définissons les directions de diaphotie pour chaque pixel. Dans un premier temps, nous ne nous intéresserons qu'aux

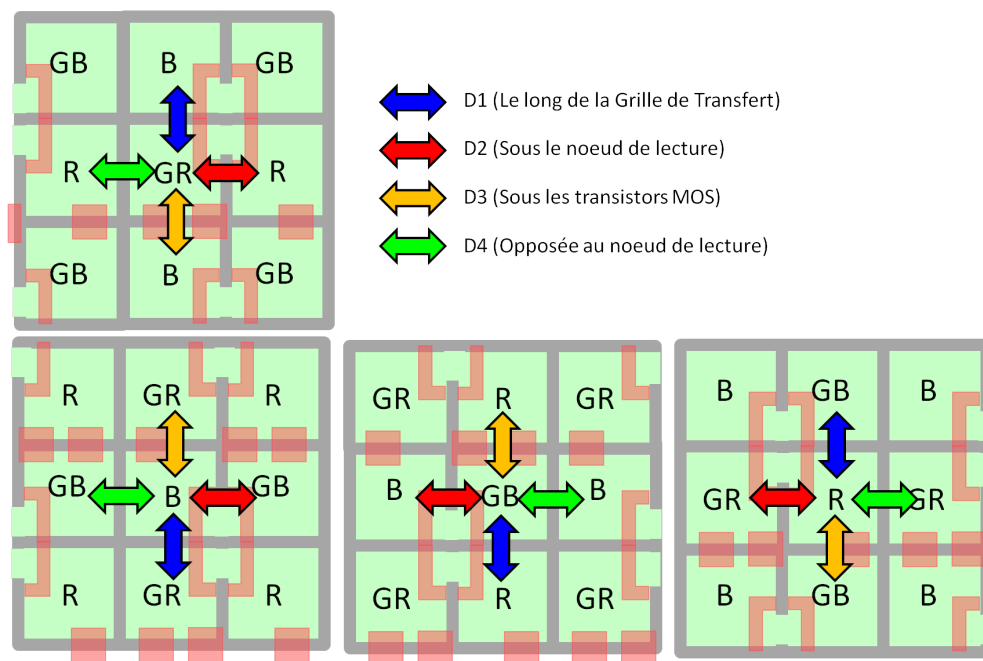


FIGURE 5.7 – Dénomination des directions de la diaphotie en fonction du pixel (représentation pour le pixel 1T75 version A).

directions horizontales et verticales, la diaphotie dans les directions diagonales étant négligeables au premier ordre. La figure 5.7 nomme les 4 directions que nous utiliserons. Les directions D1, D2, D3, D4 ont été désignées pour chaque pixel R, G_R , G_B et B sur le dessin du pixel 1T75 selon l'explication physique de la diaphotie à caractériser. Pour un pixel de type 1T75 :

- la direction D1 correspond à la direction de la diaphotie le long de la grille de transfert ou TG de l'anglais « Transfer Gate » ;
- la direction D2 correspond à la direction de la diaphotie sous le nœud de lecture ou SN de l'anglais « Sense Node » ;
- la direction D3 correspond à la direction de la diaphotie sous les transistors MOS ;
- la direction D4 correspond à la direction de la diaphotie dans la direction opposée à celle du SN ;

Pour le pixel de type 2T5, nous avons suivi les mêmes définitions des directions selon l'explication physique.

5.2.2 Résultats et interprétation

Ces trois dessins de pixel ont été implémentés sur trois différents lots de 25 plaques 300mm (12"), et pour chacun au minimum 3 pièces d'une même plaque (ou « wafer ») ont été mesurées. Les résultats de ce paragraphe seront donnés, sauf précision contraire, pour la puce médiane de chaque lot.

5.2.2.1 Pixels UP

Dans un premier temps, nous allons donner les résultats des pixels de type UP, *i.e.* les pixels uniformément recouverts d'un même filtre, sans motifs colorés. Comme expliqué précédemment, on considère que la réponse de ces pixels correspond à la référence du signal pour chaque couleur s'il n'y avait aucune source de diaphotie optique ou électrique.

Une première analyse consiste à étudier la réponse de ces pixels UP par couleur en fonction de leur emplacement sur le motif de test ou *blockshifting*. En effet, grâce aux 48 structures dessinées sur ce masque, la réponse des pixels UP pour chaque couleur peut être évaluée pour chaque position : G_{RA} , G_{RB} , G_{BA} , G_{BB} , R_A , R_B , B_A et B_B , les pixels G_R et G_B ayant une microlentille différente des pixels R et B. Pour prendre un exemple, nous pouvons évaluer la réponse d'un pixel UP recouvert d'un filtre rouge mais sur la position d'un pixel G_{BA} qui aura

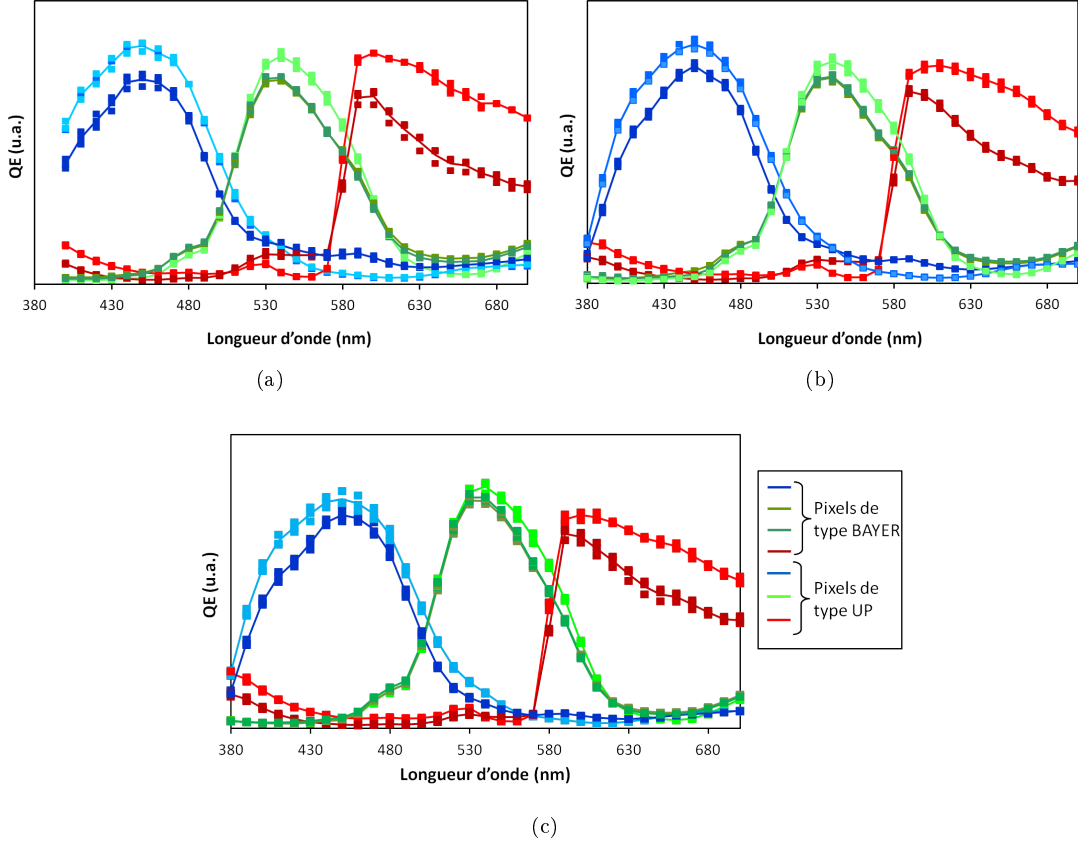


FIGURE 5.8 – Résultats en terme de rendement quantique (QE) en unité arbitraire (u.a.) pour les pixels de type UP *versus* Bayer pour un (a) Pixel 1T75 version A, (b) Pixel 1T75 version B, (c) Pixel 2T5. Les résultats pour les pixels de type UP sont représentés en couleur plus claires par rapport au résultats du Bayer. Les carrés représentent les points de mesure pour chacune des trois puces mesurées et la ligne continue la moyenne.

donc la microlentille d'un pixel vert. Le but est de comparer la réponse d'un pixel UP recouvert d'un des trois filtres colorés rouge, vert ou bleu situé sur chacune des 8 positions. Cette étude montre que pour chacun des trois filtres la réponse d'un pixel UP est la même respectivement pour les pixels G_{RA} , G_{RB} , G_{BA} , G_{BB} et les pixels R_A , R_B , B_A et B_B . En réalité, l'architecture du pixel ne joue pas sur la réponse spectrale d'un pixel UP : pour chaque filtre coloré nous n'avons que deux réponses différentes liées uniquement à la différence des microlentilles recouvrant un pixel de type G_R ou G_B d'un pixel R ou B .

Ce résultat va donc dans le sens de notre hypothèse selon laquelle la réponse d'un pixel UP recouvert d'un filtre coloré donné correspond à la réponse du pixel de cette même couleur dans le cas où il n'y aurait aucune source de diaphotie optique ou électrique : l'architecture du pixel n'influence pas la réponse de ce dernier. En réalité, il faudrait également prendre en compte les pertes du pixel : mais, les microlentilles focalisant correctement le flux lumineux au centre du pixel, l'influence du dessin du pixel sur les pertes est négligeable au premier ordre. Dans la suite de cette étude, les résultats des pixels UP seront calculés en moyennant toutes les positions G_{RA} , G_{RB} , G_{BA} , G_{BB} d'une part et les positions R_A , R_B , B_A et B_B d'autre part.

Afin d'avoir une idée de l'ampleur du phénomène de diaphotie dans une configuration Bayer, la figure 5.8 illustre la comparaison en terme de rendement quantique entre un pixel dans un Bayer et un pixel UP pour chaque couleur et pour les trois architecture de pixel (1T75 versions A et B et 2T5). Pour la logique de cette comparaison, seulement les réponses des pixels UP situés sur une position avec la microlentille correspondant à la couleur de leurs filtres colorés ont été considérées. Sur cette figure, on peut déjà noter que l'écart entre la réponse de référence du pixel et le Bayer (*i.e.* la diaphotie dans toutes les directions dans un Bayer) est moins important

pour la version B du pixel 1T75 que pour la version A. De plus, pour le pixel 2T5 le phénomène de diaphotie dans la zone de réjection des filtres semble quasi inexistant. Une analyse plus fine des différences entre ces différents pixels sera donnée section 5.2.2.2.

5.2.2.2 Comparaison des directions principales de diaphotie

Au cours de ce paragraphe, afin de simplifier l'étude, nous nous contenterons de comparer les résultats en terme de diaphotie entre les différents dessins de pixels uniquement pour des pixels situés à leur position s'ils étaient dans un Bayer. Par exemple, nous n'évaluerons la réponse d'un pixel NN recouvert d'un filtre rouge que s'il est sur la position d'un pixel R_A ou R_B . Dans un premier temps, nous nous intéresserons à la caractérisation du phénomène de diaphotie selon les directions pour le pixel 1T75 Version A, puis nous comparerons les résultats obtenus avec la version B du même pixel et enfin nous comparerons ce dernier avec le pixel 2T5.

Étude du pixel 1T75 version A Afin de ne pas multiplier les données, nous nous contenterons de donner uniquement les résultats de la diaphotie d'un pixel du groupe A (R_A , B_A , G_{RA} et G_{BA}) vers ses plus 4 proches voisins selon les direction verticales et horizontales. Pour information, les différences entre les réponses des mêmes pixels A et B sont minimes. La figure 5.9 illustre les motifs et opérations utilisés pour extraire la diaphotie d'un pixel bleu vers un voisin vert selon les quatre directions horizontales. Par la suite, nous représenterons ces quatre opérations par un seul et même schéma donné par la figure 5.9-e. La figure 5.10-a illustre les directions définies dans la section 5.2.1 sur les 4 pixels du groupe A étudiés. Les 4 graphes de la figure 5.10-b donnent les résultats respectivement pour les pixels R_A , B_A , G_{RA} et G_{BA} selon les 4 directions D1, D2, D3 et D4 étudiées.

La première observation concerne l'allure de la courbe de diaphotie ainsi représentée : sa signature est un « S » horizontal, droit ou dans un miroir. La partie négative représente la perte de signal (le pixel étudié est *source* de diaphotie) tandis que la partie positive représente le signal parasite reçu (le pixel étudié est *receveur*). Le point de croisement de ces courbes en « S » avec l'axe des abscisses représente le point de séparation des plages de longueur d'onde entre les deux couleurs concernées, *i.e.* la longueur d'onde de basculement entre le comportement *source* et *receveur* d'un pixel.

Pour chaque pixel, il est possible de déterminer les directions principales de la diaphotie. Il apparaît que, quelque soit le pixel parmi les 4 pixels du groupe A étudié, les deux directions principales de diaphotie sont les directions D1 et D2, les deux autres directions D3 et D4 ayant une amplitude du « S » plus faible. Nous allons analyser ces résultats par rapport au dessin du pixel :

- la direction D2 (courbe rouge) est la ou une des deux directions principales de diaphotie pour les 4 pixels. On remarque que la diaphotie dans cette direction augmente avec la longueur d'onde : ainsi, la diaphotie la plus forte dans cette direction correspond à celle entre le pixel vert et le pixel rouge. Cette direction correspond physiquement à la

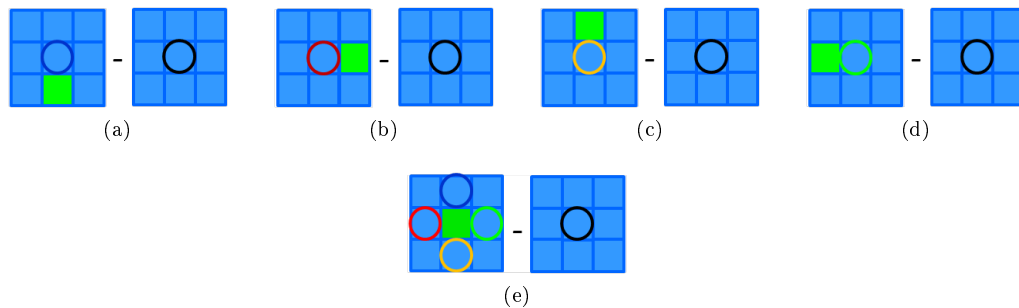


FIGURE 5.9 – Motifs et opérations utilisés pour l'étude de la diaphotie d'un pixel Bleu vers un voisin Vert selon la direction (a) D1, (b) D2, (c) D3, (d) D4. Dans chaque cas, on réalise la soustraction du rendement quantique des deux types de pixels entourés d'un cercle. (e) Représentation des quatre opérations simultanément.

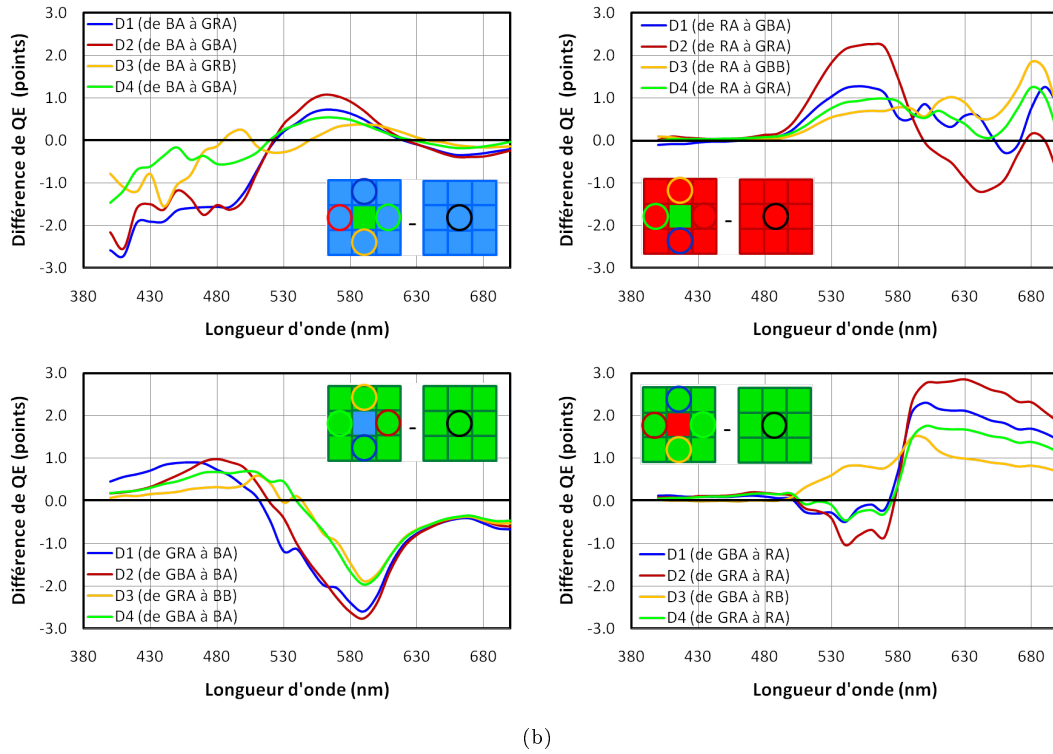
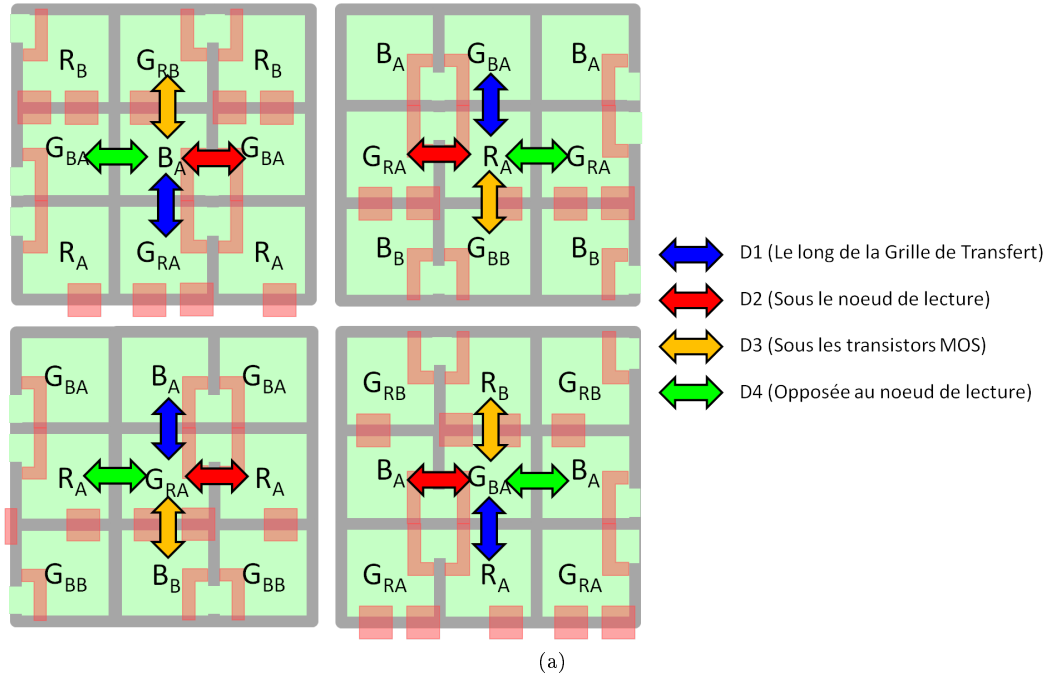


FIGURE 5.10 – Étude de la diaphotie du pixel 1T75 Version A. (a) Directions de diaphotie étudiées pour les pixels B_A , R_A , G_{RA} et G_{BA} . (b) Résultats de la diaphotie selon les quatre directions horizontales et verticales pour un pixel bleu vers un pixel vert, rouge vers un vert, vert vers un bleu et vert vers un rouge. Les motifs de test utilisés sont dessinés sur le graphique correspondant.

direction sous le nœud de lecture sur le dessin du pixel. Or, nous avons vu que cette version de pixel présentait un défaut d'isolation dans cette direction précise. Des électrons peuvent donc plus facilement diffuser vers le pixel voisin sous le nœud de lecture : nous pouvons faire l'hypothèse que la diaphotie selon cette direction correspond majoritairement à une diaphotie *électrique*, hypothèse soutenue par le dessin du pixel ainsi que par le fait que le phénomène semble augmenter avec la longueur d'onde.

- la direction D1 (courbe bleue) est la deuxième direction principale de la diaphotie. Elle correspond physiquement à la direction le long de la grille de transfert sur le dessin du pixel. L'importance de la diaphotie selon cette direction a été expliquée par un effet de couplage électrique entre les nœuds de lecture des deux pixels. Cet effet a été analysé à l'aide de simulations électromagnétiques [77, 115] et une partie de la diaphotie pourrait également correspondre à un couplage optique via le polysilicium de la grille de transfert qui est partagé par deux pixels.
- les deux autres directions D3 et D4 présentent une diaphotie relativement faible. L'isolation entre les pixels semble bien jouer son rôle et il n'y a pas de signature liée à une diaphotie *optique*. On note cependant que la forme en « S » n'est pas respectée dans la direction D3 pour les échanges entre les pixels rouges et verts : pour la diaphotie du rouge vers le vert on n'observe pas de perte dans le rouge et pour la diaphotie du vert vers le rouge on n'observe pas de perte dans le vert (alors qu'on observe un gain de signal parasite respectivement dans le vert et le rouge). Les diaphoties observées étant faibles, nous n'irons pas plus loin pour le moment.

Ainsi, cette analyse a pu nous permettre de cibler les deux directions principales de diaphotie. Les dessins des pixels suivants ont pour but d'améliorer les performances, notamment en terme de diaphotie.

1T75 version A versus 1T75 version B Ainsi, le pixel 1T75 version B a été dessiné afin de remédier au problème d'isolation dans la direction sous le nœud de lecture. Nous nous attendons donc à avoir une amélioration de la diaphotie dans la direction D2. La grille de transfert a également été légèrement modifiée et les transistors MOS déplacés afin que les pixels du groupe B soient exactement identiques que les pixels du groupe A. Nous continuerons donc à nous intéresser seulement aux 4 pixels du groupe A (R_A , B_A , G_{BA} et G_{RA}), le groupe B ne présentant pas de différences.

Chacune des figures 5.11, 5.12 5.13 et 5.14 représentent respectivement les résultats de la diaphotie des pixels B_A , R_A , G_{BA} et G_{RA} pour les trois versions de pixel 1T75 VA, VB et 2T5 selon les 4 directions (un graphique par direction pour chacun des 4 pixels). Afin de décorréler les effets, nous nous contenterons de comparer dans cette partie les résultats du pixel 1T75 version B (courbes bleues) avec les résultats de la précédente version A (courbes rouges). Cette disposition nous permet de comparer les améliorations entre les différentes versions de pixel direction par direction et pixel par pixel. L'analyse est tout d'abord réalisée entre la version A (en rouge) et la version B (en bleu) du pixel 1T75 :

- dans la direction D1, *i.e.* le long de la grille de transfert, on observe une légère amélioration de la diaphotie pour le pixel B_A (Fig. 5.11) et G_{BA} (Fig. 5.14). Cet écart peut s'expliquer par un routage métal différent utilisé pour ces deux pixels : un couplage électrique lors de la lecture a été mis en évidence pour le pixel de type 1T75 Version A, problème qui a été résolu pour la Version B. Cet écart peut également être accentué par la différence du dessin de la grille entre le pixel 1T75 version A et B : la grille de transfert empiète moins sur le centre du pixel, il y a donc moins de couplage optique lié à la grille de transfert ;
- dans la direction D2, *i.e.* sous le nœud de lecture, la diminution du phénomène de diaphotie pour la version B est flagrante par rapport à la version A et ce pour tous les plans couleurs. De plus, on peut noter que l'amélioration est de plus en plus nette pour les échanges mettant en œuvre un pixel rouge que pour un pixel vert et *a fortiori* pour un pixel bleu. Ainsi, la plus forte diminution concerne la baisse du signal rouge parasite dans le vert (Fig. 5.12) et la baisse du signal vert parasite dans le rouge (Fig. 5.14).
- dans les deux autres directions D3 et D4 où la diaphotie était déjà faible, nous n'observons pas de différence notable entre le pixel 1T75 VA et VB.

Ces résultats confirment le problème d'isolation précédemment mis en évidence pour la

version A dans la direction D2 (sous le nœud de lecture) ainsi que l'efficacité de la correction à travers le nouveau dessin du pixel de la version B avec une structure de l'isolation du pixel totalement fermée.

1T75 version B versus 2T5 Une analyse identique est effectuée afin de comparer le dernier pixel 1T75 (Version B) et le pixel 2T5. Un des intérêts du pixel 2T5 réside dans le fait que chaque pixel vert (G_{RA} , G_{BA} , G_{RB} ou G_{BB}) est strictement identique du point de vue des positions des transistors et grille de transfert. Ceci contribue à diminuer le défaut d'appariement (ou *mismatch*) entre les deux plans couleur G_B et G_R (section 3.3.2.3). Nous allons analyser l'effet de ce nouveau dessin de pixel sur les directions principales de diaphotie.

On réalise à présent la comparaison entre le pixel 1T75 version B (en bleu) et le pixel 2T5 (en vert) :

- La direction D1 a été définie comme étant la direction le long de la grille de transfert à la fois pour le pixel 1T75 et le pixel 2T5. Pour les quatre plans couleur, on observe une forte diminution de la diaphotie dans cette direction, ce qui signifie que le problème de couplage a été résolu pour le pixel 2T5. En effet, les deux grilles de transfert sont isolées entre elles, ce qui empêche un couplage optique mais surtout le problème du couplage électrique a été résolu car les deux pixels concernés ne sont pas lus simultanément.
- Enfin, dans toutes les autres directions la diaphotie reste modérée, approximativement au même niveau que pour le pixel 1T75 VB.

Le dessin du pixel 2T5 permet donc de réduire l'impact de la diaphotie dans la direction de la grille de transfert sans qu'il y ait augmentation du phénomène selon les autres directions. Finalement pour ce pixel, il n'y a pas de direction principale de diaphotie, ce phénomène restant modéré dans toutes les directions grâce aux corrections successives apportées. Le pixel 2T5 comporte cependant certains désavantages notamment une sensibilité plus faible, mais l'étude de l'intérêt d'une architecture d'un pixel par rapport à un autre ne fait pas l'objet de cette thèse. L'important est que grâce à l'analyse de ces trois pixels, nous avons pu identifier les directions principales et les causes associées du phénomène de diaphotie.

5.2.3 Diaphotie et uniformité des couleurs

Au cours des paragraphes précédents, nous avons vu que le pixel 1T75 version A présentait une forte diaphotie dans la direction particulière du défaut d'isolement (sous le nœud de lecture ou Sense Node). A partir de ces constatations, nous pouvons préciser les résultats de la section 3.3.2.3 qui portait sur l'étude des deux pixels 1T75 version A et B en terme de rendement quantique hors d'axe, éclaircissement relatif (RI) et uniformité des couleurs (« colour shading »).

Nous avons vu que la RI chutait dans des directions différentes en fonction des plans couleur entraînant une non-uniformité des couleurs sur l'image. Sur l'image de gris simulée grâce à l'outil IQE Tool à partir du rendement quantique hors d'axe du pixel 1T75 Version A (Fig. 3.33-a) on observait une asymétrie : un coin de l'image apparaissait « rougeâtre », tandis qu'un autre coin apparaissait « verdâtre ». Le fait que la non-uniformité des couleurs ne soit pas à symétrie radiale sur l'image rend la correction plus difficile. Nous nous étions alors contenté d'incriminer le défaut d'isolation de la version A corrigée sur la version B du pixel 1T75 sans chercher à expliquer plus précisément cet effet précis sur l'image. Ceci est possible grâce à l'étude des phénomènes de diaphotie entre pixels.

La figure 5.15 illustre l'image de gris simulée à partir du pixel 1T75 version A sous illuminant 3200K et après reconstruction couleur dans le plan du capteur. Le plan image étant « renversé » par rapport à la vue du dessin du pixel, nous avons effectué une symétrie de l'image selon l'axe horizontal afin d'inverser le haut et le bas de l'image (Fig. 3.29). Cette opération permet de superposer cette image avec la schématisation de la position du spot lumineux pour chaque plan couleur sur le dessin du pixel en fonction de la position sur l'image, tout en respectant l'angle d'incidence de la lumière (Fig. 3.28-d). Ainsi, la non-uniformité des couleurs peut être expliquée au travers du phénomène de diaphotie :

- dans le coin supérieur gauche de l'image, le spot est proche du défaut d'isolation pour le plan couleur R. Le phénomène de diaphotie dominant sera donc la diaphotie du rouge (R) vers le vert (G_R) ; d'où l'apparence « verdâtre » de ce coin ;

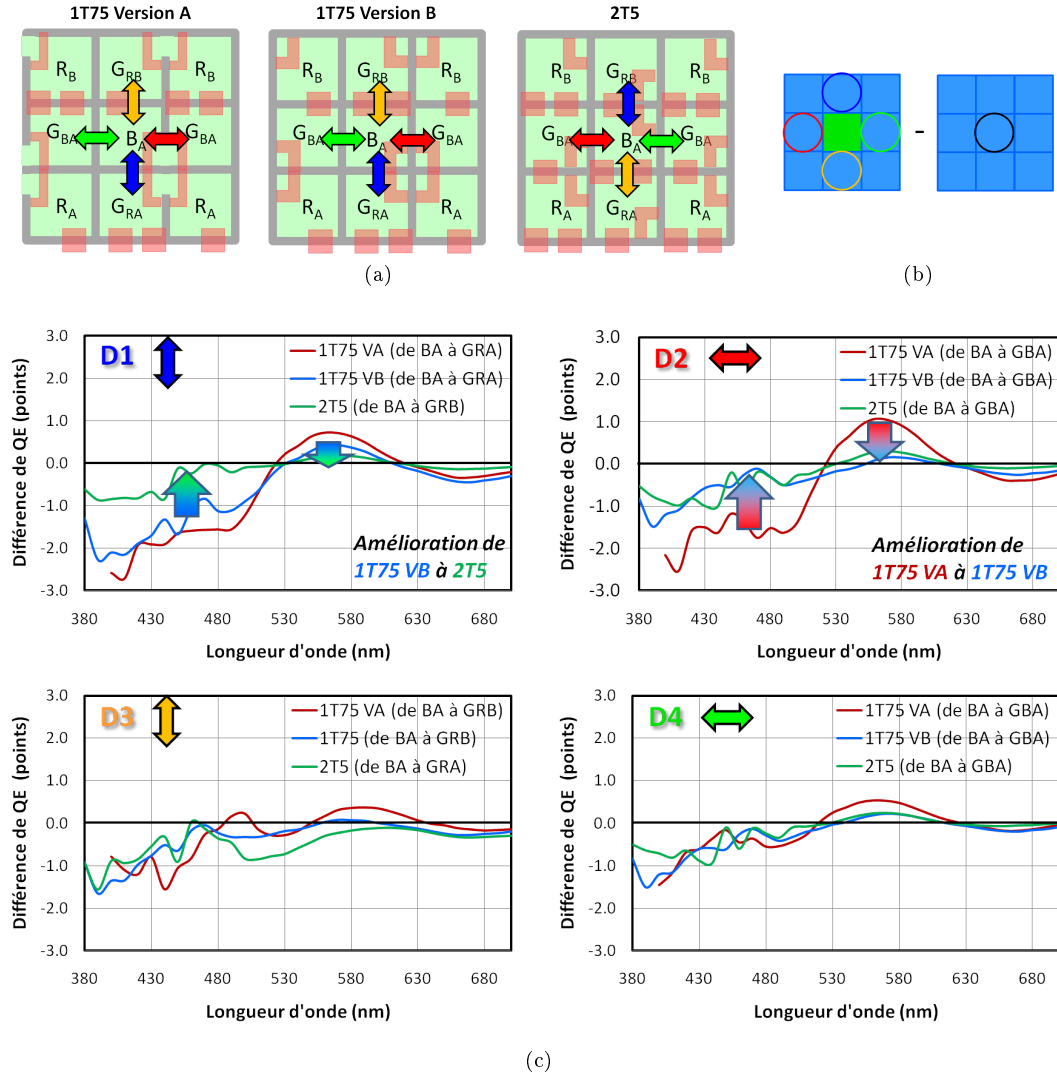


FIGURE 5.11 – Étude de la diaphotie du bleu vers le vert. (a) Directions de diaphotie étudiées. (b) Motifs de test utilisés, avec représentation des directions comme expliqué figure 5.9 pour un pixel 1T75. (c) Résultats de la diaphotie d'un pixel Bleu vers un pixel Vert selon les quatre directions horizontales et verticales.

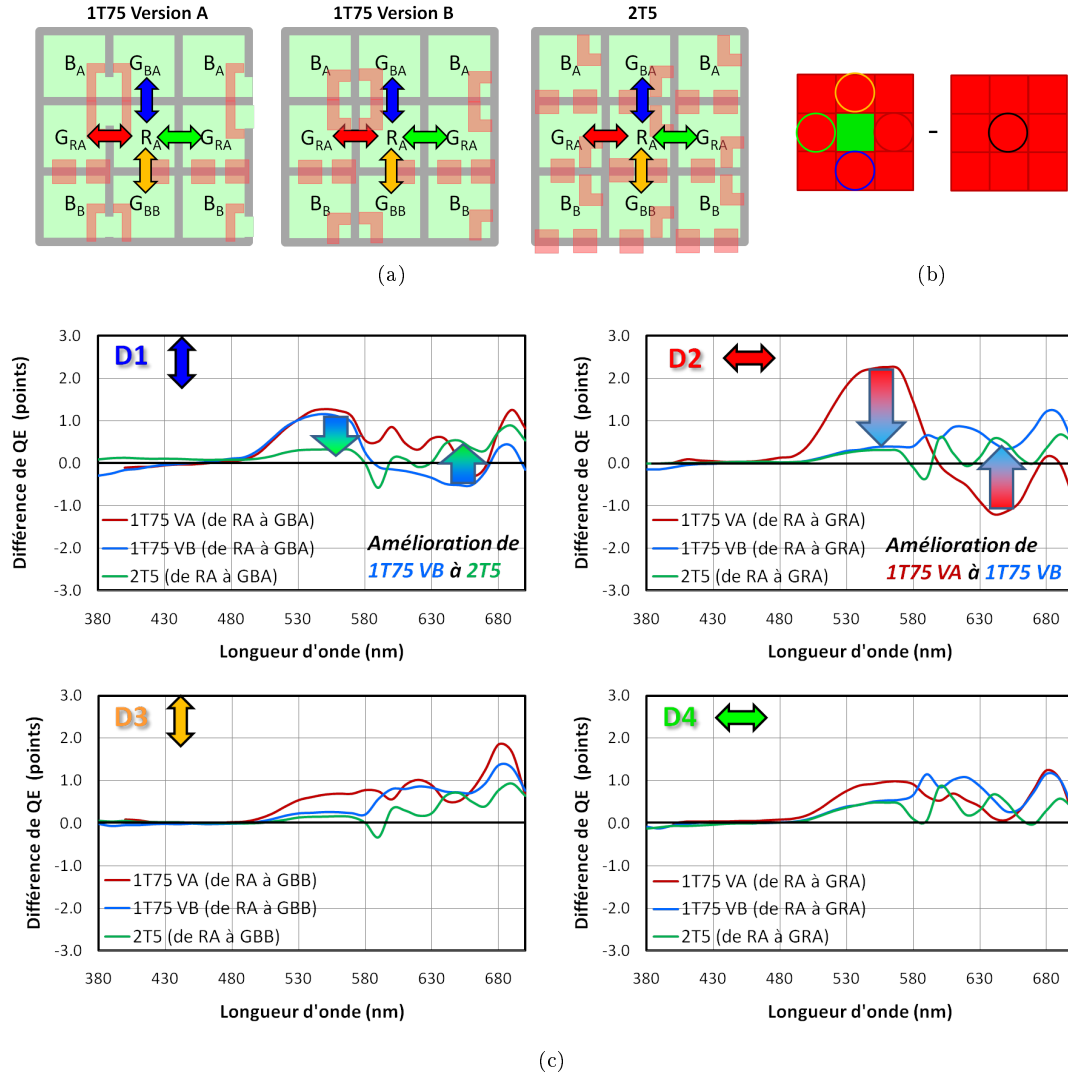


FIGURE 5.12 – Étude de la diaphotie du rouge vers le vert. (a) Directions de diaphotie étudiées. (b) Motifs de test utilisés, avec représentation des directions comme expliqué figure 5.9. (c) Résultats de la diaphotie d'un pixel Rouge vers un pixel Vert selon les quatre directions horizontales et verticales.

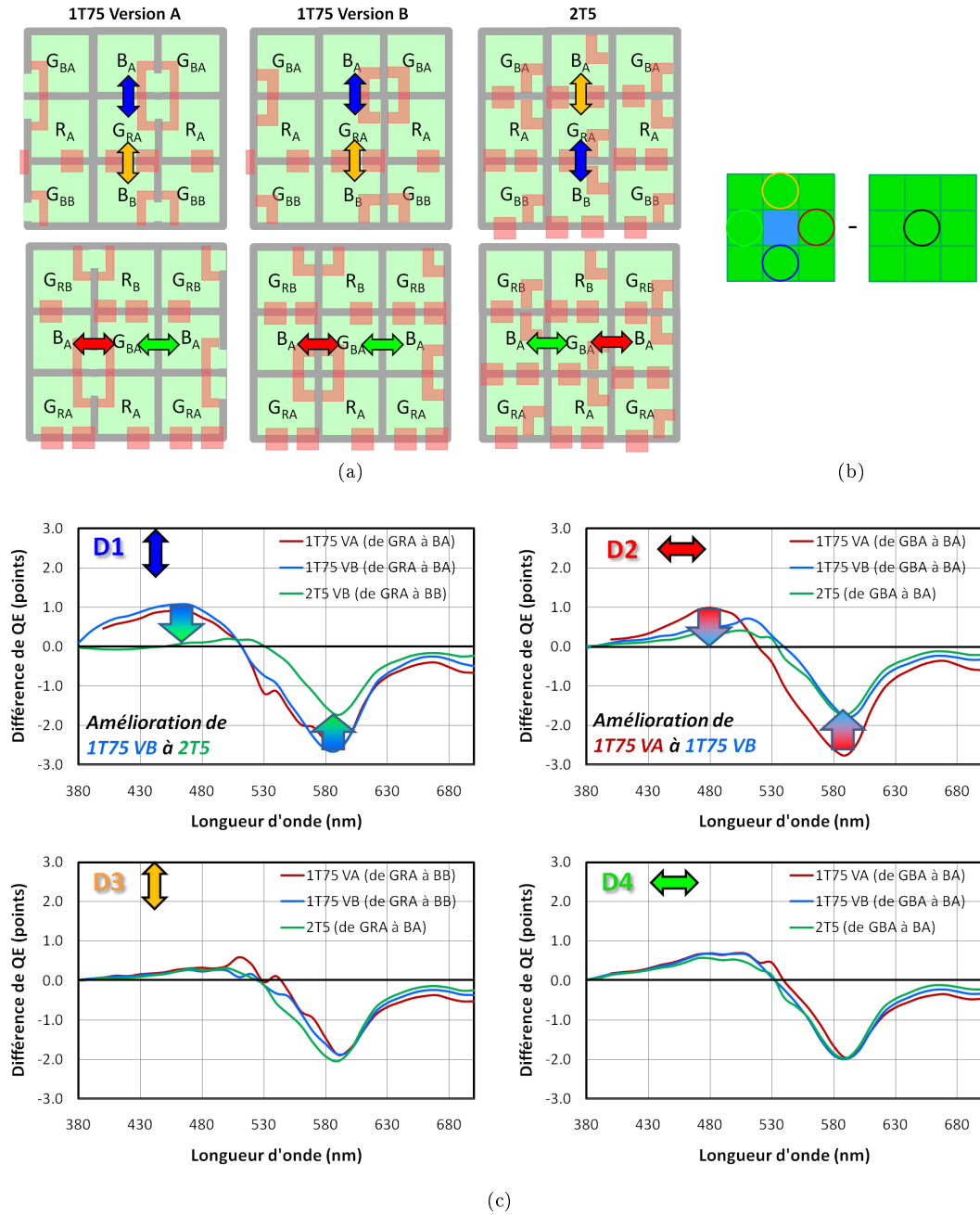


FIGURE 5.13 – Étude de la diaphotie du vert vers le bleu. (a) Directions de diaphotie étudiées. (b) Motifs de test utilisés, avec représentation des directions comme expliqué figure 5.9 pour un pixel 1T75. (c) Résultats de la diaphotie d'un pixel Vert vers un pixel Bleu selon les quatre directions horizontales et verticales.

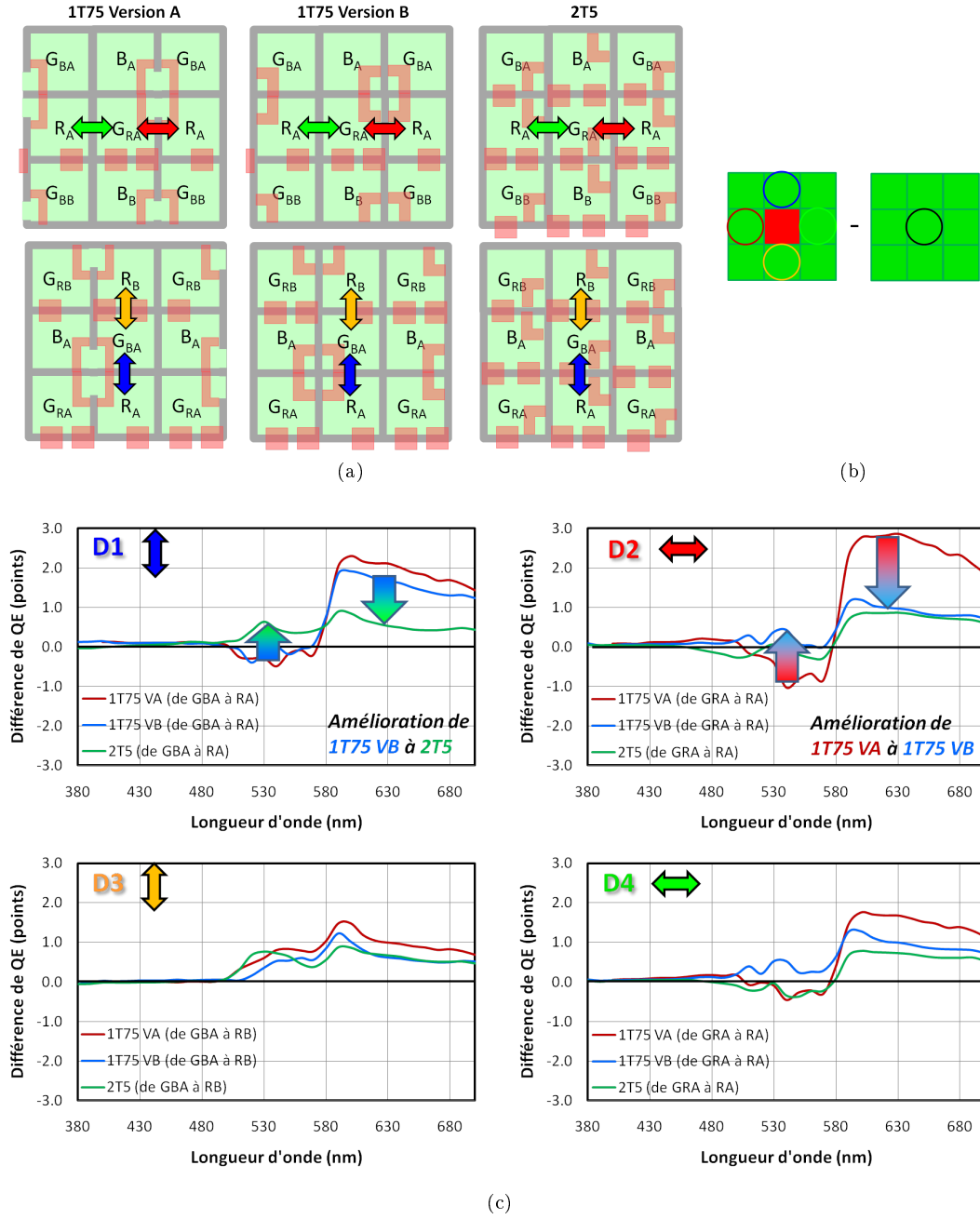


FIGURE 5.14 – Étude de la diaphotie du vert vers le rouge. (a) Directions de diaphotie étudiées. (b) Motifs de test utilisés, avec représentation des directions comme expliqué figure 5.9. (c) Résultats de la diaphotie d'un pixel Vert vers un pixel Rouge selon les quatre directions horizontales et verticales.

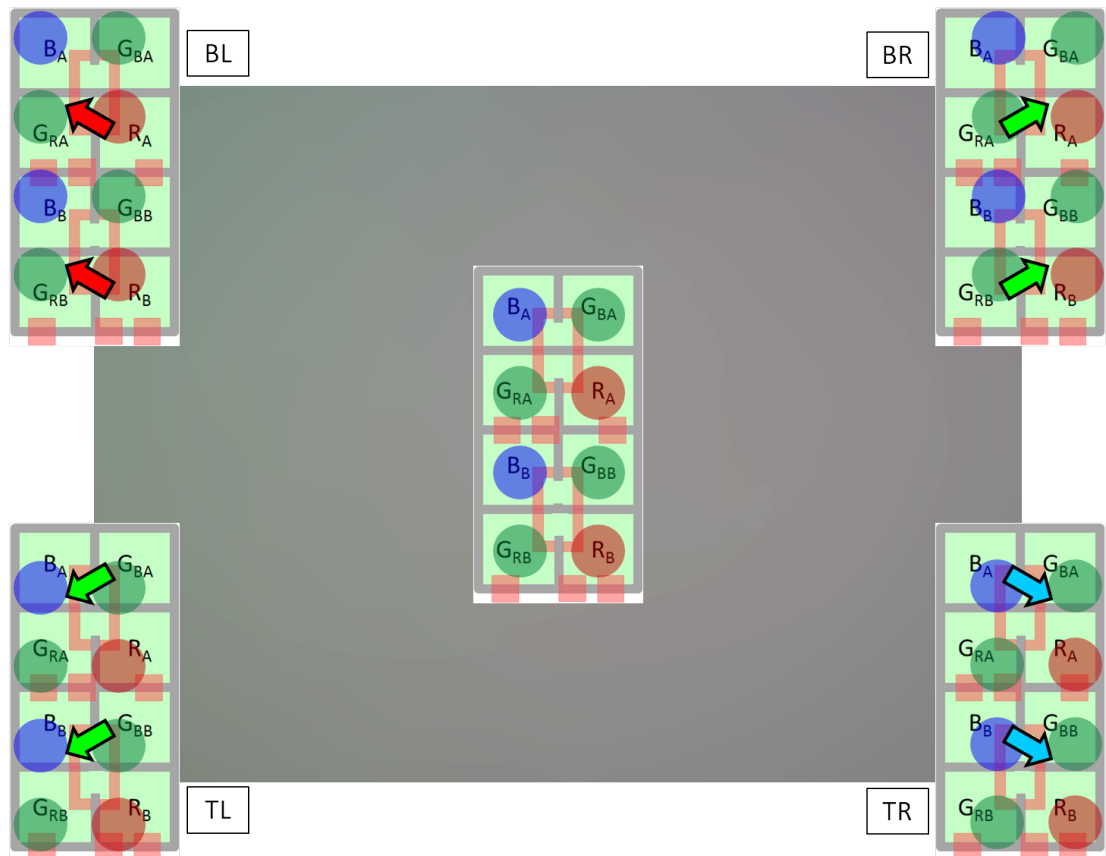


FIGURE 5.15 – Directions principales de la diaphotie par plan couleur par rapport à l'uniformité des couleurs pour le pixel 1T75 Version A. L'image du gris neutre est obtenue à partir de l'IQE Tool : elle correspond à l'image de la figure 3.33-a du chapitre 3, dans le plan du capteur.

- dans le coin supérieur droit de l'image, le spot est proche du défaut d'isolation pour le plan couleur G_R . Le phénomène de diaphotie dominant sera donc la diaphotie du vert (G_R) vers le rouge (R) ; d'où l'apparence « rougeâtre » de ce coin ;
- dans le coin inférieure gauche, le spot est proche du défaut d'isolation pour le plan couleur G_B , d'où une diaphotie dominante du vert (G_B) vers le bleu (B). Ce coin tire légèrement vers le bleu mais est tout de même influencé par la diaphotie du rouge vers le vert particulièrement importante puisque le signal vient du rouge ;
- dans le coin inférieur droit, le phénomène est moins marqué : la diaphotie dominante est du bleu (B) vers le vert (G_B), mais le phénomène de diaphotie électrique est moins important dans les longueurs d'onde du bleu que du rouge : c'est le coin le plus « gris ».

La caractérisation précise de la diaphotie nous permet de mieux appréhender les causes physiques de ce phénomène en relation avec le dessin du pixel. Afin d'anticiper la réponse en terme de rendement quantique à partir d'un pixel donné, l'idéal serait alors de construire un modèle de diaphotie à partir des données de la caractérisation, sachant que cette méthode reste limitée à une étude en incidence normale. Ce modèle permettrait d'optimiser le pixel, en particulier la réponse spectrale optimale des filtres colorés (section 4.3). Cette étude fait l'objet de la section 5.3.

5.3 Vers un modèle de la diaphotie

A partir de la caractérisation du phénomène de diaphotie dont le principe et les résultats ont été présentés précédemment, nous pouvons espérer construire un modèle de la diaphotie. Un des intérêts de ce modèle serait de prédire les performances du capteur en terme de rendement quantique (et de rapport signal-à-bruit) pour un pixel donné et des réponses spectrales de filtres colorés données. En particulier, pouvoir prévoir la diaphotie en fonction des filtres colorés permettrait d'optimiser la réponse spectrale de ces derniers : nous avons vu que ce point était une limitation aux conclusions du Chapitre 4.

Dans un premier temps, nous introduirons les bases d'un tel modèle tel qu'il avait été imaginé avant la mise en place du procédé de caractérisation de la diaphotie. Nous verrons alors l'intérêt de la caractérisation selon la direction par rapport à ce premier modèle. Enfin nous analyserons les limites de ces résultats à travers l'étude de motifs de test complémentaires.

5.3.1 Modélisation mathématique d'un modèle de diaphotie

Le modèle présenté dans cette section a été mis en place au tout début de cette thèse, et un des premiers travaux a été d'analyser les résultats expérimentaux vis à vis de ce modèle.

5.3.1.1 Modèle mathématique

L'idée de ce premier modèle est de prédire le rendement quantique d'un capteur d'image coloré à partir du rendement quantique de ce même capteur en monochrome (*i.e.* noir et blanc) et des réponses spectrales des filtres colorés utilisés. Nous utiliserons les notations suivantes :

- $R(\lambda)$, $G_R(\lambda)$, $G_B(\lambda)$ et $B(\lambda)$: rendement quantique des pixels des différents plans couleur d'un motif de Bayer ;
- $\tilde{R}(\lambda)$, $\tilde{G}_R(\lambda)$, $\tilde{G}_B(\lambda)$ et $\tilde{B}(\lambda)$: réponse du modèle en terme de rendement quantique des plans couleurs d'un Bayer ;
- $CF_R(\lambda)$, $CF_G(\lambda)$ et $CF_B(\lambda)$: réponse spectrale des résines colorées ;
- $X_{R \rightarrow G_R}(\lambda)$, $X_{R \rightarrow G_B}(\lambda)$, $X_{R \rightarrow B}(\lambda)$, $X_{B \rightarrow G_R}(\lambda)$, $X_{B \rightarrow G_B}(\lambda)$, $X_{B \rightarrow R}(\lambda)$, $X_{G_R \rightarrow R}(\lambda)$, $X_{G_R \rightarrow B}(\lambda)$, $X_{G_R \rightarrow G_B}(\lambda)$, $X_{G_B \rightarrow R}(\lambda)$, $X_{G_B \rightarrow B}(\lambda)$ et $X_{G_B \rightarrow G_R}(\lambda)$: diaphotie entre deux pixels (en fraction de signal). Par exemple, $X_{R \rightarrow G_R}$ représente la diaphotie d'un pixel Rouge vers un pixel Vert (le pixel Rouge est *source* de diaphotie dans la partie verte du spectre).
- $L_R(\lambda)$, $L_{G_R}(\lambda)$, $L_{G_B}(\lambda)$ et $L_B(\lambda)$: perte de signal pour un pixel donné ;
- $\bar{R}(\lambda)$, $\bar{G}_R(\lambda)$, $\bar{G}_B(\lambda)$ et $\bar{B}(\lambda)$: rendement quantique théorique monochrome (*i.e.* sans filtre coloré) des plans couleurs d'un Bayer sans phénomène de diaphotie ou perte (ces réponses sont donc théoriques, elles ne représentent pas un signal pouvant être mesuré) ;

Le modèle de diaphotie peut alors s'écrire de la sorte : soit $\tilde{U} = \{\tilde{R}, \tilde{G}_R, \tilde{G}_B, \tilde{B}\}$,

$$\tilde{U}(\lambda) = CF_U(\lambda)\bar{U}(\lambda)(1 - L_U(\lambda)) + \sum_{\substack{V \in \{R, G_R, G_B, B\} \\ V \neq U}} X_{V \rightarrow U}(\lambda) L_V(\lambda) CF_V(\lambda) \bar{V}(\lambda) \quad (5.1)$$

5.3.1.2 Paramètres et nombre d'essais

L'idée est alors de paramétrer les rendements quantiques théoriques, les pertes de signal ainsi que les différentes diaphotie afin, par la suite, d'ajuster le modèle ($\tilde{R}(\lambda)$, $\tilde{G}_R(\lambda)$, $\tilde{G}_B(\lambda)$ et $\tilde{B}(\lambda)$) aux résultats en terme de rendement quantique ($R(\lambda)$, $G_R(\lambda)$, $G_B(\lambda)$ et $B(\lambda)$) grâce aux paramètres qui ont été définis. Autrement dit, nous allons réaliser plusieurs essais couleurs (*i.e.* avec différentes combinaisons de filtres colorés) et nous allons tenter de trouver un modèle basé sur l'ajustement de paramètres à partir de ces essais.

On échantillonne le spectre visible selon N longueurs d'onde. Nous avons besoin de N paramètres pour modéliser les rendements quantiques théoriques soit $4N$ paramètres pour les 4 plans couleurs ; de même $4N$ paramètres pour les pertes de signal et enfin $12N$ paramètres pour les 12 combinaisons de diaphotie possibles. Pour chaque réponse, nous utiliserons une interpolation entre les N longueurs d'onde à l'aide de splines cubiques d'Hermite. De plus, nous ajouterons des contraintes à ces réponses : ainsi, les rendements quantiques théoriques et les pertes seront compris entre 0 et 1 pour chaque longueur d'onde. De même, la somme des diaphoties pour une couleur donnée vers les 3 autres doit également être comprise entre 0 et 1 pour chaque longueur d'onde. Au total, nous avons donc $20N$ paramètres à fixer au cours de l'ajustement du modèle au rendement quantique mesuré avec les contraintes données ci-dessus.

Chaque mesure de rendement quantique donne $4M$ points (4 plans couleurs et M longueurs d'onde). Soit T le nombre d'essais à réaliser afin d'aboutir à un ajustement du modèle sur les données. La mesure nous donnant alors $4MT$ points, nous devons nous assurer que :

$$4MT \gg 20N. \quad (5.2)$$

Si l'on considère que l'on réalise la mesure du rendement quantique de 380 à 720 nm tous les 5 nm, nous avons $M = 69$. Si l'on choisit d'échantillonner sur 9 longueurs d'onde ($N = 9$), nous pouvons alors réaliser l'ajustement de notre modèle sur les résultats à partir de 4 essais couleurs ($T = 4$), *i.e.* 4 essais avec des combinaisons de filtres colorés différents. On obtient alors :

$$4MT (= 1104) \gg 20N (= 180). \quad (5.3)$$

Afin de réaliser l'ajustement des paramètres, nous utilisons un algorithme de type SQP (section 4.1.2.3). Soit $U = \{R, G_R, G_B, B\}$, on cherche alors à minimiser :

$$\chi^2 = \sum_{\lambda} \sum_T \sum_{U \in \{R, G_R, G_B, B\}} \|U(\lambda, T) - \tilde{U}(\lambda, T)\|^2 \quad (5.4)$$

5.3.1.3 Résultats

Pour cette étude, 5 essais couleurs ont été réalisés afin d'ajuster les paramètres ($T = 5$) ; et 2 essais supplémentaires ont été réalisés afin de vérifier l'adéquation du modèle sur ces essais. Chacun des essais a été réalisé sur une plaque (ou *wafer*) d'un même lot, et chaque plaque a subi exactement le même procédé de fabrication, hormis pour l'étape de colorisation où chaque essai a consisté à déposer une combinaison différente des 3 filtres colorés. Pour cet essai, nous disposons de 2 résines rouges et 2 résines bleues différentes ainsi que de 6 résines vertes différentes. Les différents essais réalisés sur chaque *wafer* sont donnés dans la Table 5.1.

Les paramètres du modèle sont ajustés sur les 5 essais ★. La figure 5.16 compare les courbes de rendement quantique mesurées et modélisées pour une plaque ayant servi à l'ajustement des paramètres (W01) et une autre plaque servant à vérifier l'adéquation du modèle (W21). On observe que si le modèle semble valide pour la plaque ayant servi à l'ajustement des données, il se comporte moins bien dans le cas d'une plaque avec un essai supplémentaire. En particulier, la diaphotie du bleu et du rouge n'est pas simulée correctement. Or l'indicateur de bruit SNR_{10} (section 2.5.1) est très sensible au niveau de diaphotie. D'où l'écart observé entre le modèle et la

TABLE 5.1 – ESSAIS COULEURS RÉALISÉS AFIN D’AJUSTER LES PARAMÈTRES DU MODÈLE (5 ESSAIS ★) ET DE VÉRIFIER L’ADÉQUATION DU MODÈLE OBTENU (2 ESSAIS SUPPLÉMENTAIRES).

Wafer	Résine Rouge	Résine Verte	Résine Bleue
★ 01	R1	G1	B1
★ 07	R2	G2	B2
10	R2	G3	B2
★ 12	R2	G4	B2
21	R2	G4	B2
★ 23	R2	G5	B2
★ 24	R1	G6	B1

★ : Données utilisées pour l’ajustement des paramètres.

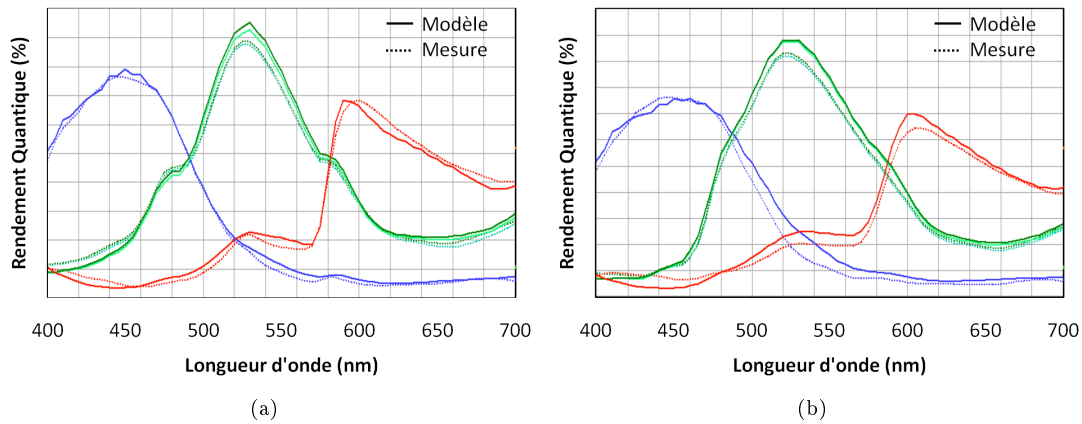


FIGURE 5.16 – Comparaison entre la mesure du rendement quantique et le modèle pour (a) le wafer 01 ★, ayant contribué à ajuster les paramètres du modèle; (b) et le wafer 21.

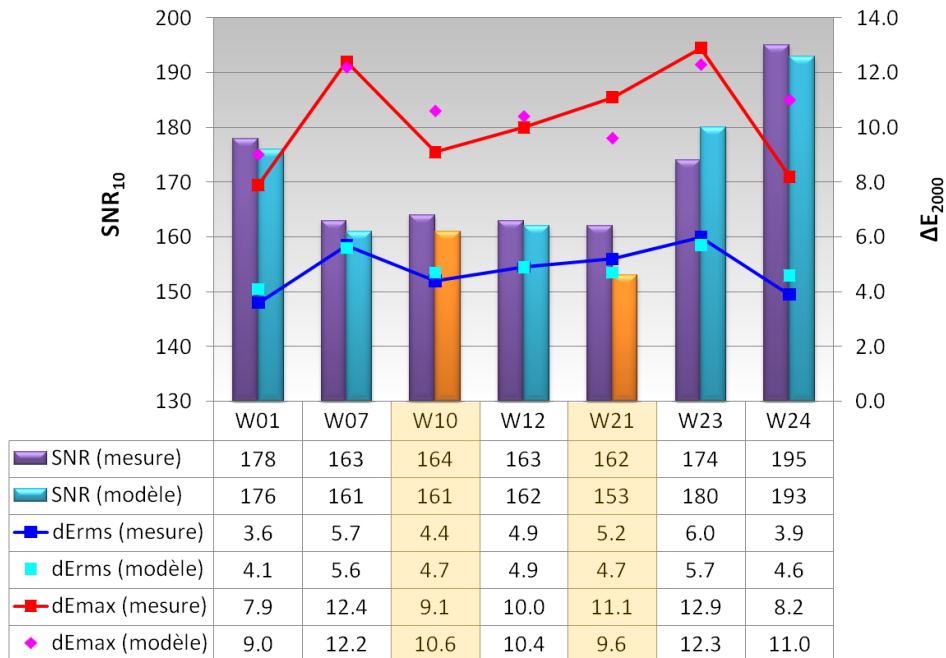


FIGURE 5.17 – Comparaison des résultats en termes de SNR et d’erreurs de couleur entre les courbes de rendement quantique mesurées et obtenues à partir du modèle. Les deux essais n’ayant pas contribué à l’ajustement du modèle apparaissent en orangé (Wafer 10 et 21).

mesure en terme de SNR_{10} sur la figure 5.17. Les erreurs de couleurs ΔE_{2000} sont calculées sous l'illuminant D65 sur les 24 patchs de la mire de Macbeth. Sur cette figure, on observe que les différences d'erreurs de couleurs moyennes (ΔE_{rms}) entre le modèle et la mesure sont limitées mais il existe des écarts pour les erreurs de couleurs maximum (ΔE_{max}), plus particulièrement pour les deux plaques n'ayant pas servi à ajuster les paramètres du modèle.

Ce modèle donne donc des résultats assez peu satisfaisants par rapport à la complexité des essais à mettre en œuvre. De plus, l'ensemble de ces essais ne nous permettent pas dégager une cause évidente de la non-adéquation du modèle aux résultats expérimentaux : le modèle est basé sur un ajustement mathématique et non sur une compréhension physique des pertes et échanges entre pixels. Les résultats décevants de ce modèle nous ont conduits à imaginer le procédé de caractérisation de la diaphotie qui fait l'objet de ce chapitre : en effet, on réalise l'intérêt de la caractérisation précise de la diaphotie qui permet de comprendre les phénomènes mis en œuvre. Nous allons alors tenter de mettre en place un modèle à partir des résultats expérimentaux de la diaphotie.

5.3.2 D'un pixel UP à un pixel dans un Bayer

5.3.2.1 Description du modèle

Un nouveau modèle beaucoup plus simple, basé cette fois ci sur les résultats de la caractérisation, est alors intuité. Nous utiliserons les notations suivantes :

- $R(\lambda)$, $G_R(\lambda)$, $G_B(\lambda)$ et $B(\lambda)$: rendement quantique des plans couleurs d'un Bayer ;
- $\tilde{R}(\lambda)$, $\tilde{G}_R(\lambda)$, $\tilde{G}_B(\lambda)$ et $\tilde{B}(\lambda)$: réponse du modèle en terme de rendement quantique des plans couleurs d'un Bayer ;
- $UP_R(\lambda)$, $UP_{G_R}(\lambda)$, $UP_{G_B}(\lambda)$ et $UP_B(\lambda)$: réponse des pixels UP sur chaque plan couleur d'un Bayer ;
- $X_{R \rightarrow G_R}(\lambda)$, $X_{R \rightarrow G_B}(\lambda)$, $X_{B \rightarrow G_R}(\lambda)$, $X_{B \rightarrow G_B}(\lambda)$, $X_{G_R \rightarrow R}(\lambda)$, $X_{G_R \rightarrow B}(\lambda)$, $X_{G_B \rightarrow R}(\lambda)$ et $X_{G_B \rightarrow B}(\lambda)$: diaphotie entre deux pixels (en points de rendement quantique). Par exemple, $X_{R \rightarrow G_R}$ représente la diaphotie d'un pixel Rouge vers un pixel Vert (le pixel Rouge est *source* de diaphotie dans la partie verte du spectre).

On aboutit alors au modèle suivant : soit $\tilde{U} = \{\tilde{R}, \tilde{G}_R, \tilde{G}_B, \tilde{B}\}$,

$$\tilde{U}(\lambda) = UP_U(\lambda) + \sum_{\substack{V \in \{R, G_R, G_B, B\} \\ V \neq U}} X_{U \rightarrow V}(\lambda) \quad (5.5)$$

Si l'on considère que la diaphotie selon une direction diagonale est négligeable, il faut soustraire à chaque pixel de type UP 4 composantes de diaphotie selon les directions horizontales et verticales. Par exemple pour un pixel bleu, selon les 4 directions D1, D2, D3 et D4 :

$$\tilde{B}(\lambda) = UP_B(\lambda) + X_{B \rightarrow G_{R(D1)}}(\lambda) + X_{B \rightarrow G_{R(D3)}}(\lambda) + X_{B \rightarrow G_{B(D2)}}(\lambda) + X_{B \rightarrow G_{B(D4)}}(\lambda) \quad (5.6)$$

5.3.2.2 Résultats

Cet exercice a été réalisé pour le pixel de type 2T5 étudié précédemment (section 5.2.2.2) afin de vérifier l'adéquation du modèle aux résultats en terme de rendement quantique d'un Bayer. Les résultats sont illustrés figure 5.18 : afin de simplifier la figure, dans le cas d'un pixel vert, seuls les résultats du plan couleur G_B sont représentés. Les courbes issues du modèle (en pointillés) devraient être proches de la réponse du Bayer ; ce qui n'est pas le cas pour toutes les couleurs sur toute la plage de longueur d'onde étudiée en particulier pour la réponse du rouge dans le rouge. Ainsi,

- dans le cas d'un pixel Bleu, le faible écart entre le modèle et le Bayer pourrait s'expliquer par la diaphotie avec les 4 pixels Rouges dans les diagonales, qui n'a pas été pris en compte ; la perte du bleu dans le bleu et la diaphotie dans le rouge sont légèrement sous évaluées ;
- dans le cas d'un pixel vert (G_B dans l'exemple donné figure 5.18), la perte du vert dans le vert est légèrement sous-évaluée mais la diaphotie dans le rouge est assez fortement inférieure au cas d'un pixel vert dans un Bayer. Cette dernière constatation ne peut

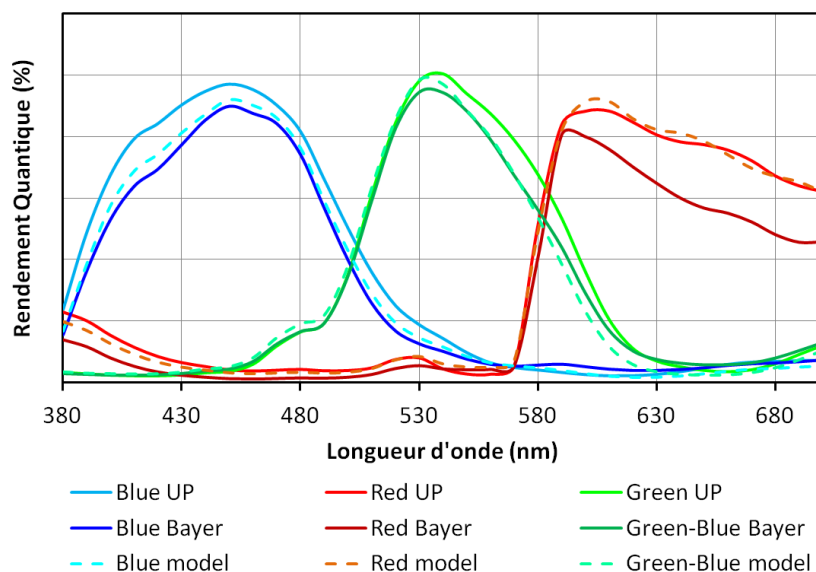


FIGURE 5.18 – Comparaison entre les courbes de rendement quantique d’un Bayer et les courbes reconstruites grâce au modèle (en pointillés) à partir de la caractérisation des pixels UP et de la diaphotie horizontale et verticale.

s’expliquer par un phénomène de diaphotie dans les diagonales puisque les 4 voisins en diagonale d’un pixel G_B sont des pixels G_R ;

- dans le cas d’un pixel Rouge, la légère sous-évaluation de la diaphotie dans la partie bleue du spectre pourrait s’expliquer par l’échange avec les 4 voisins bleus ; en revanche, la perte du signal dans le rouge entre un pixel rouge UP et un pixel rouge dans un Bayer n’est absolument pas expliquée par notre procédé de caractérisation.

Le fait que notre modèle soit plus ou moins (ou pas du tout) performant selon la longueur d’onde exclu certaines hypothèses. En particulier, l’épaisseur de résine colorée déposée entre un pixel IP, UP ou un Bayer n’est pas remise en question. Des coupes et des analyses SEM ont été réalisées afin de vérifier l’épaisseur de résine déposée sur chaque type de pixel et aucun écart significatif n’a été relevé. Le pixel étant parfaitement identique dans chacun des cas hormis pour la couche de résine colorée, on peut alors suspecter un effet lié au procédé de dépôt des résines colorées, au cours de la phase de photolithographie. Indépendamment du phénomène de diaphotie, un pixel recouvert d’un filtre coloré donné ne se comporterait pas de la même manière en fonction du ou des filtres colorés recouvrant ses voisins. Nous avons analysé cette piste en exploitant des motifs colorés supplémentaires présents sur notre masque de test.

5.3.3 Limitations et perspectives

Afin de bien appréhender les phénomènes de diaphotie dans un Bayer, des motifs de tests supplémentaires avaient été embarqués sur le masque couleur utilisé pour la caractérisation. Ces motifs vont nous être utiles pour comprendre les causes des limitations de notre précédent modèle.

5.3.3.1 Description des autres motifs de test

Sur le masque couleur embarquant les motifs de test précédemment décrits pour la caractérisation du phénomène de diaphotie, des motifs de test supplémentaires ont été embarqués. Nous avons bien entendu une zone avec le motif de Bayer classique (Fig. 5.19-a) *i.e.* le motif 2x2 GRGB ; cependant, nous avons également ajouté des motifs appelés « Faux-Bayer » appelés comme tel car ils sont basés sur le même motif 2x2 mais avec seulement 2 couleurs : vert et bleu pour le motif GBBG (Fig. 5.19-b) ou vert et rouge pour le motif GRRG (Fig. 5.19-c). Sur la figure 5.19, ces 3 structures sont représentées pour une répétition de 4 motifs élémentaires 2x2 mis en évidence par un cadre noir.

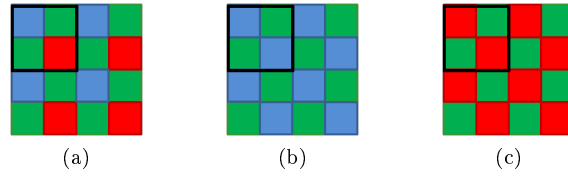


FIGURE 5.19 – Représentation des structures de tests Bayer et Faux-Bayer utilisées pour la caractérisation de la diaphotie. (a) Bayer (GRGB). (b) Faux-Bayer (GBBG). (c) Faux-Bayer (GRRG). Le cadre noir représente le motif élémentaire 2x2 pour chaque structure.

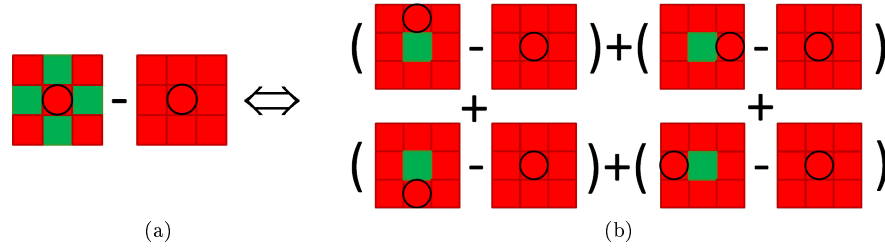


FIGURE 5.20 – Illustration des opérations afin d'obtenir la somme des diaphoties selon les directions horizontales et verticales pour un pixel rouge (a) à partir d'un pixel rouge dans un motif faux-bayer (Red/GRRG) et d'un pixel Red UP ; (b) à partir d'un pixel rouge dans un motif de vert isolé dans du rouge et d'un pixel Red UP.

5.3.3.2 Analyse et limitations

Nous allons pouvoir confronter les résultats de ces nouveaux motifs de tests aux résultats précédemment obtenus sur les motifs avec pixel isolé. En effet, dans la perspective de construire un modèle de diaphotie, nous nous intéressons à la somme des diaphoties pour toutes les directions pour chaque couleur. Or, comme illustré dans la figure 5.20, les motifs faux-bayer nous permettent d'accéder à l'information de la somme de la diaphotie pour les directions horizontales et verticales, *i.e.* la même information que celle extraite à partir des motifs à pixels isolés. Le pixel étudié dans cette section est le pixel de type 2T5 étudié précédemment. La figure 5.21 illustre les résultats de la caractérisation de la diaphotie en terme de somme sur les quatre directions horizontales et verticales pour chaque plan couleur et pour chacune des deux méthodes :

- pour la méthode à partir du pixel UP et des pixels voisins d'un pixel isolé (en traits pleins) ;
- pour la méthode à partir du pixel UP et du pixel dans un motif Faux-Bayer (en pointillés).

Ces résultats montrent que les deux méthodes aboutissent à des résultats différents sauf pour le pixel G_B pour lequel les résultats sont très proches. Pour le pixel R , la diaphotie est relativement faible mais le pixel B et G_R montrent des divergences flagrantes. En particulier, le pixel B dans un motif Faux-Bayer a des pertes beaucoup plus importantes dans le bleu que la somme des diaphoties mesurées dans chacune des directions à l'aide d'un motif avec un pixel isolé ; de même pour un pixel G_R dans le vert. La couleur du filtre coloré des voisins d'un pixel aurait donc une influence sur la réponse de ce dernier, en plus du phénomène de diaphotie.

Ce résultat est confirmé également par l'étude de la réponse spectrale des différents pixels de type UP, IP, Bayer et Faux-Bayer. Les réponses de ces différents types de pixels dans le cas d'un pixel Red et Blue sont illustrées figure 5.22 Cette étude nous livre des résultats surprenants. Dans le cas d'un pixel rouge :

- le pixel ayant la réponse la plus haute dans le rouge est bien le pixel UP (aucun phénomène de diaphotie) ;
- ensuite vient le pixel rouge d'un motif Faux-Bayer GRRG (Red/GRRG). En effet, ce dernier n'est impacté que par les diaphoties horizontales et verticales, ses voisins en diagonale étant également des pixels rouges ;

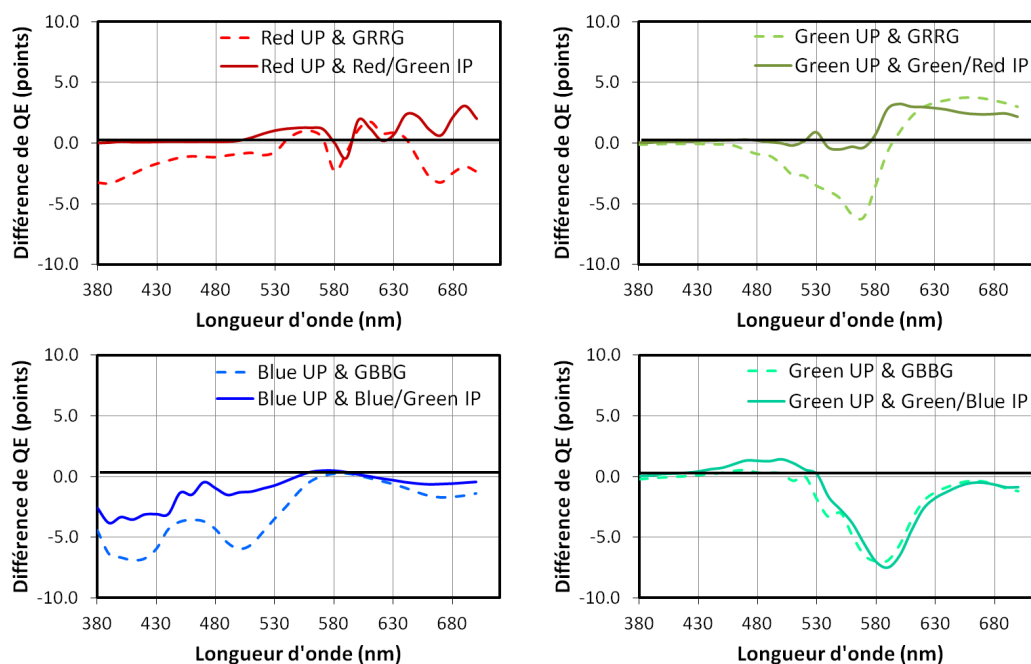


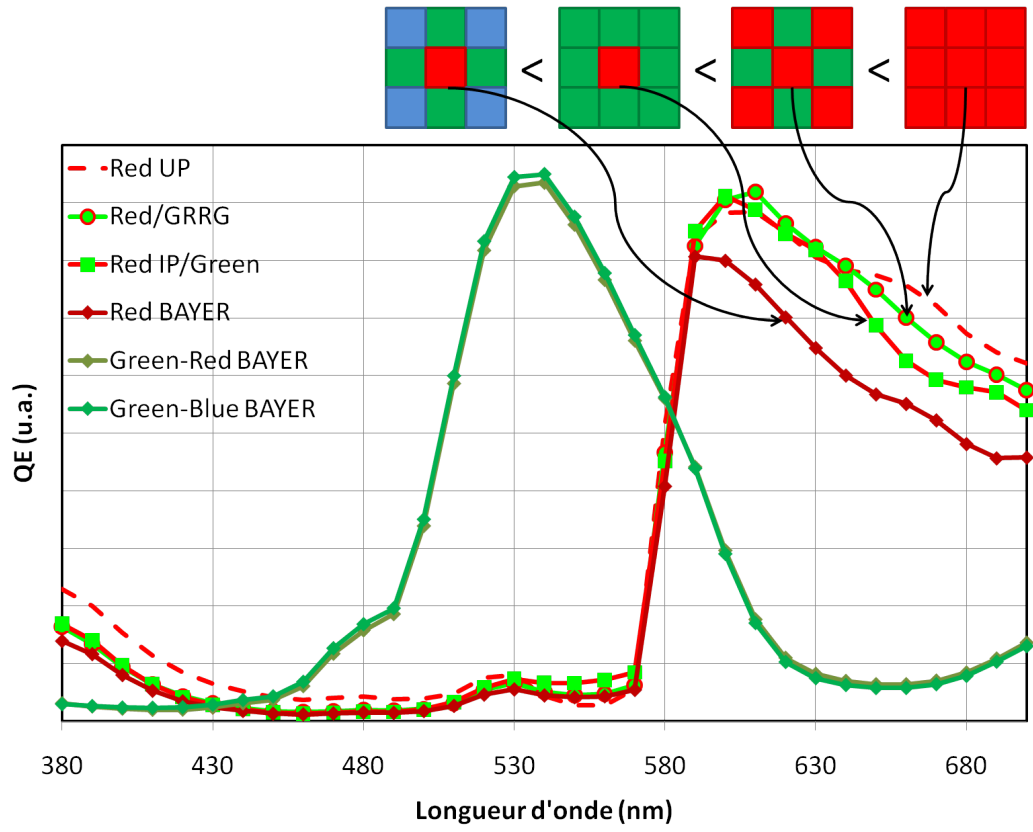
FIGURE 5.21 – Comparaison des résultats de la somme des diaphotie sur les quatre directions pour chacun des plans couleur en fonction de la méthode utilisée : à partir des motifs à pixel isolé (en traits pleins) ou à partir des motifs Faux-Bayer (en pointillés).

- Le pixel Rouge isolé dans du vert (Red IP/Green) a une réponse encore un petit peu plus faible dans le rouge : ceci peut s'expliquer par la diaphotie diagonale avec cette fois-ci 4 voisins verts dans les diagonales ;
- en revanche, le pixel rouge dans un motif de Bayer perd énormément de signal dans le rouge, perte qui ne peut s'expliquer par le phénomène de diaphotie. En effet, il n'y a pas de raison qu'un pixel rouge perde plus de signal dans le rouge selon que ces voisins en diagonale soient vert ou bleu : or c'est ce qui arrive et même très significativement.

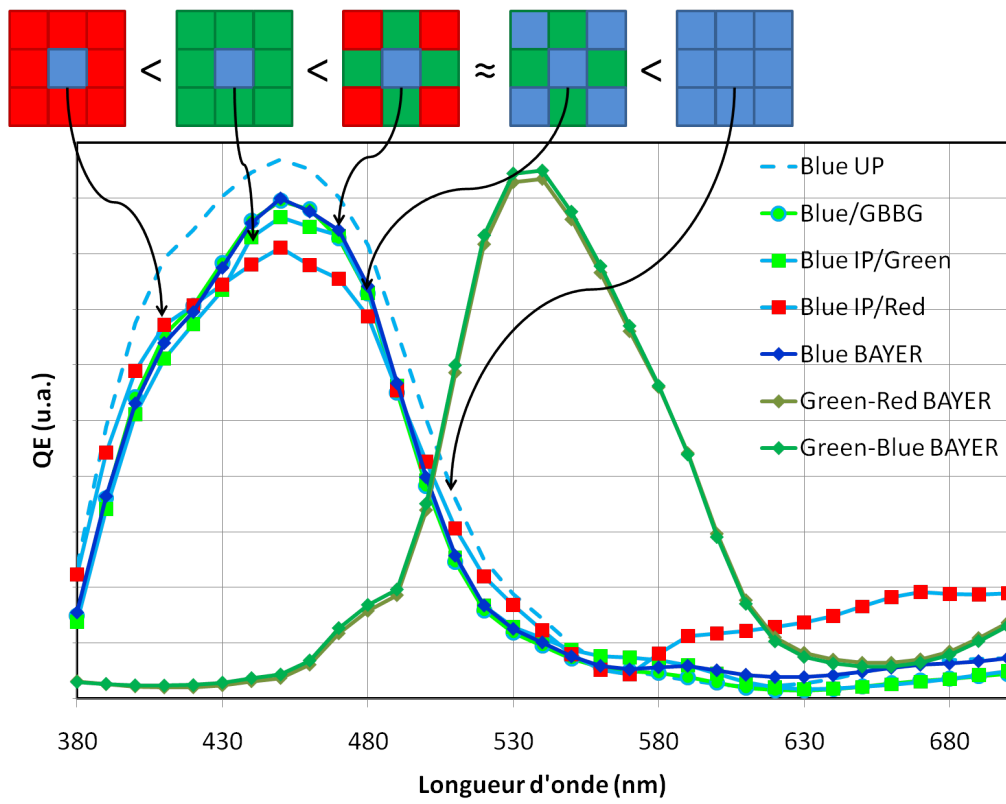
On notera que dans le cas du pixel rouge, nous n'avons pas étudié la réponse d'un pixel Rouge isolé dans du bleu (Red IP/Blue) car cette structure n'était pas disponible sur le masque couleur utilisé (par manque de place). Dans le cas d'un pixel bleu :

- le pixel ayant la réponse la plus haute dans le bleu est bien le pixel UP (aucun phénomène de diaphotie) ;
- ensuite vient le pixel bleu d'un motif Faux-Bayer GBBG (Blue/GBBG), mais à égalité dans le bleu avec le pixel bleu dans un Bayer. Les 4 rouges en diagonale voisins d'un pixel bleu n'auraient donc aucune influence sur le signal du bleu dans le bleu ;
- En revanche, un pixel bleu isolé dans du vert (Blue IP/Green) a une réponse plus faible dans le bleu qu'un pixel bleu dans un Bayer. De même que pour l'étude du pixel Rouge, cette réponse ne peut s'expliquer par un phénomène de diaphotie ;
- Enfin, un pixel Bleu isolé dans du rouge (Bleu IP/Red) a une réponse particulière dans le bleu : sa réponse est légèrement plus forte qu'un bleu dans un Bayer dans les très faibles longueurs d'onde mais nettement moins forte que celle d'un Bayer et même que celle d'un pixel Bleu isolé dans du vert (Blue IP/Green) au niveau de son pic de réponse.

Les réponses des différents types de pixel (UP, IP, Faux-Bayer, Bayer) ne peuvent s'expliquer uniquement par le phénomène de diaphotie. L'hypothèse de différence d'épaisseur de résine colorée en fonction du type de pixel a déjà été exclue (section 5.3.2.2). Une autre hypothèse afin d'expliquer la faible réponse dans la partie rouge du spectre d'un pixel rouge dans un Bayer était une mesure fautive de la transmission de la résine colorée rouge. Cette hypothèse est exclue car l'on voit bien qu'un pixel rouge dans un motif autre que Bayer a une transmission dans le rouge beaucoup plus importante. Nous pouvons alors suspecter un effet du procédé de fabrication et plus particulièrement un effet lors de l'étape de colorisation. Lors de l'étape



(a)



(b)

FIGURE 5.22 – Comparaison de réponses spectrales des pixels de type UP, IP, Bayer et Faux-Bayer (a) pour un pixel Red ; (b) pour un pixel Blue.

de photolithographie, l'ouverture du filtre coloré recouvrant le pixel serait différente selon le type de ce pixel (UP, IP, Bayer, Faux-Bayer), conduisant à des effets de diffraction différents selon le motif considéré. La réponse spectrale serait alors impactée par ce que l'on appellera le « patterning » des filtres colorés (de l'anglais « pattern » qui représente le motif coloré). Cet effet représente une limitation à notre procédé de caractérisation puisque nous mesurons la diaphotie sur des motifs à pixel isolé dans le but de quantifier la diaphotie dans un Bayer. Néanmoins, cette limitation ne remet pas en cause les résultats de la section 5.2.2.2 qui nous a permis d'extraire les directions principales de la diaphotie.

Afin de mieux comprendre le phénomène de « patterning » des filtres colorés, d'autres essais devront être envisagés, par exemple l'analyse des mêmes motifs colorés en inversant l'ordre de dépôt des résines colorées. Il faudrait également améliorer notre modèle afin de prendre en compte non seulement la diaphotie mais également les pertes du pixel, *i.e.* la partie du signal qui n'est pas collectée par le pixel d'intérêt mais qui ne contribue pas non plus au signal de ses voisins. Ces résultats en terme de pertes sont illustrés en Annexe I pour un pixel 1T75.

5.3.3.3 Conclusion

La réponse de nos capteurs colorés en terme de rendement quantique est impactée par le phénomène de diaphotie mais également par les filtres colorés et plus précisément le « patterning » des filtres colorés (*i.e.* le motif ou *pattern* selon lequel les filtres colorés sont déposés). Tant que les phénomènes liés au patterning des filtres ne seront pas mieux compris, il apparaît difficile de concevoir un modèle de diaphotie valide, ou tout du moins un modèle permettant de simuler les courbes de rendement quantique d'un capteur à partir des réponses spectrales des filtres colorés. Les étapes du procédé de fabrication et plus particulièrement l'étape de colorisation ont un impact sur la réponse du capteur qu'il convient de prendre en compte.

Au cours de cette thèse, le modèle de diaphotie n'a donc pas pu aboutir à cause de cet effet qui n'a pas encore été pleinement compris. C'est pourquoi le chapitre 4 réalise l'optimisation des résines colorées sans prendre en compte ce phénomène. Cependant, cette étude n'a pas été vaine dans le sens où elle nous a permis de nous rapprocher de notre but. En effet, plusieurs étapes ont abouti :

- tout d'abord, l'idée d'un modèle purement mathématique basé sur l'ajustement de données expérimentales a été abandonné. En effet, nous avons montré qu'un tel modèle était lourd à mettre en place en terme d'essais (nécessite d'avoir plusieurs plaques disponibles) et qu'il ne nous permettait pas d'avoir une interprétation physique des résultats ;
- une méthode innovante de caractérisation a été mise en place, méthode qui nous a permis d'extraire quelques résultats particulièrement intéressants sur nos dernières générations de pixel en cours de développement. Couplée avec les résultats de simulations optiques, cette caractérisation a ainsi permis de détecter les directions principales de diaphotie et leur cause physique liée au dessin du pixel.
- enfin, cette caractérisation nous a permis de mettre en évidence l'effet « patterning » des filtres colorés et de disculper certaines autres pistes tel que le doute sur la mesure de la réponse spectrale des filtres colorés.

Ces résultats sont donc importants mais également prometteurs dans l'espoir de construire un modèle de diaphotie lorsqu'un certain nombre de phénomènes seront mieux compris. Une fois ce modèle abouti, nous pourrions alors reprendre l'étude du Chapitre 4 afin d'optimiser la réponse des filtres colorés. Le bémol à cette étude resterait alors le choix d'un indicateur pertinent de bruit « visuel » sur l'image. En effet, le choix d'un indicateur au cours de l'optimisation de ce dernier est crucial afin de converger vers les meilleures performances possibles.

Dans le prochain et dernier Chapitre, nous allons donner les bases d'une expérience psychophysique afin de mieux prendre en compte le jugement d'un individu sur la qualité d'une image et tendre vers un indicateur de bruit visuel optimal. Nous verrons également toutes les difficultés liées à un tel objectif. Au cours de ce dernier chapitre, nous tenterons également de dépasser un peu le cadre de cette thèse, qui a portée sur l'étude précise de certaines pistes d'amélioration de la couleur et du bruit sous faible éclaircissement pour des capteurs d'images CMOS. D'autres pistes existent, et nous explorerons succinctement les différentes voies d'amélioration possibles d'un capteur d'image CMOS, voies que nous n'avons pas encore développées ou même abordées jusque là.

Chapitre 6

Perspectives et Conclusion

Au cours de ce dernier chapitre, nous commencerons par introduire deux axes d'études envisagés au cours de cette thèse mais qui n'ont pas ou peu été explorés. Le premier axe concerne la mise en place d'une expérience psychophysique afin de déterminer les courbes de sensibilité au contraste de l'œil humain (CSF), courbes qui pourront être utilisées dans la définition d'un indicateur de bruit visuel. Quant au deuxième axe, il s'agit de l'étude d'une alternative au motif de Bayer afin de filtrer les couleurs. Ces deux sections ont pour objectifs de permettre au lecteur de comprendre les enjeux et de donner quelques bases pour les prochaines études. Puis au cours d'une troisième section, nous réaliserons une synthèse du travail réalisé au cours de cette thèse, synthèse qui débouchera sur quelques perspectives un peu plus éloignées du cœur de notre sujet de thèse. Nous concluons alors sur ces pistes qui constituent un potentiel d'amélioration à plus ou moins long terme pour le domaine des capteurs d'images.

6.1 Expérience psychophysique : vers un indicateur de qualité d'image

La principale difficulté dans la détermination d'un indicateur quantitatif de bruit visuel est de développer le modèle d'apparence le plus complet et précis possible. Nous avons vu au cours du Chapitre 2 que l'introduction des modèles d'apparence colorée (CAM) est relativement récente et qu'il y a encore de nombreux progrès à réaliser dans ce domaine. En effet, la réponse à cette problématique n'est pas immédiate puisque la perception d'une image, en particulier la perception de sa qualité par rapport à une autre, ne tend pas vers une réalité objective : la perception est tout à fait subjective et dépend de l'observateur. D'où l'introduction de la psychophysique, qui est une branche de la psychologie expérimentale cherchant à déterminer les relations quantitatives qui existent entre un stimulus physique et la perception qu'on en a.

La définition d'un indicateur de bruit doit donc impérativement passer par une étude psychophysique afin d'intuiter et de valider ses performances par rapport à la perception de l'œil humain. De nombreux chercheurs ont étudié l'effet du bruit sur la qualité de l'image, dans l'objectif d'aboutir à un indicateur en s'appuyant sur des expériences psychophysiques [59,63,64,116,117]. La norme ISO15739 se fonde sur certaines de ces études [58]. Dans ce paragraphe, nous allons donner les bases nécessaires à la construction d'une expérience psychophysique afin de déterminer l'allure des courbes de sensibilité au contraste (CSF de l'anglais « Contrast Sensitivity Functions »).

En ce qui concerne la perception du bruit, l'étape du filtrage spatial est cruciale afin de pouvoir prendre en compte la résolution de l'image et les conditions de visualisation telle que la distance. Pour les trois indicateurs de bruits visuels que nous avons définis dans le chapitre 2, Visual ISO Noise, Visual CIELab ΔE et Noise Power Spectra, une étape de filtrage spatial est réalisée dans un espace couleur donné. Ce filtrage spatial est réalisé grâce à la connaissance des CSF (ou Contrast Sensitivity Functions). Cependant, nous avons vu que ces trois indicateurs n'utilisaient pas les mêmes CSF : plusieurs courbes sont disponibles dans l'état de l'art (Fig. 2.39). De plus, se pose la question de l'espace dans lequel le filtrage spatial est appliqué :

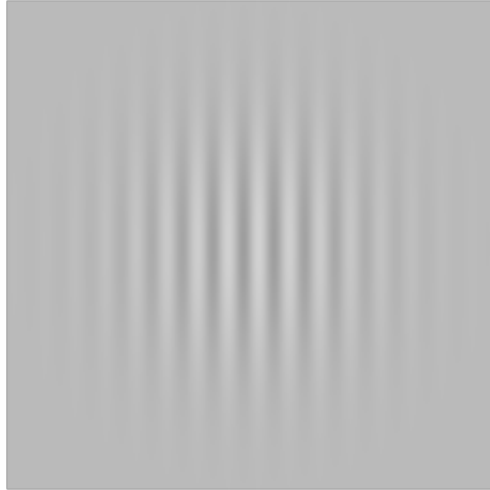


FIGURE 6.1 – Exemple de stimulus sinusoïdal utilisé pour l’expérience psychophysique des CSF.

AC_1C_2 pour le Visual ISO Noise, YC_1C_2 pour le Visual CIELab ΔE et CIELab pour le Noise Power Spectra. Le choix de l’espace et des CSF peut donner des résultats significativement différents même si ces différences restent du second ordre dans la problématique d’un indicateur de bruit visuel. Cependant, pour partir sur des bases solides pour la définition d’un indicateur de bruit visuel pertinent, il est intéressant d’envisager une expérience psychophysique afin de déterminer l’allure des courbes de sensibilité au contraste (CSF). La difficulté réside alors dans la définition de l’étude psychophysique la plus représentative possible.

L’expérience envisagée permettrait d’évaluer simultanément les CSF selon la direction horizontale et verticale. L’idée est de projeter un stimulus sinusoïdal pendant un temps donné, pour chaque fréquence et chaque canal sur lequel on veut évaluer les CSF (chromatique ou achromatique). L’allure du stimulus sinusoïdal (ou « grating » en anglais) est représenté figure 6.1. Un stimulus de cette allure est choisi car il a été montré qu’ils étaient mieux perçus par l’œil humain puisqu’ils ne contiennent qu’une seule fréquence spatiale [118]. La même étude a démontré que le temps d’exposition du stimulus était optimal pour une durée de 160 ms. Pour chaque canal et chaque fréquence, mais pour des contrastes variables, le stimulus est aléatoirement vertical ou horizontal, l’observateur devant choisir quelle direction il a vue (2 choix).

Un exemple d’algorithme que l’on peut envisager d’utiliser ainsi que le matériel à mettre en place pour cette expérience sont donnés en Annexe J. L’algorithme 2AFC (de l’anglais 2 Alternatives Forced Choice) qui y est décrit est particulièrement intéressant pour notre expérience parce qu’il converge assez rapidement et il évite les effets liés à la « mauvaise foi » consciente ou inconsciente de l’observateur par le choix de la question que l’on pose.

Cette expérience n’a pas été mise en œuvre au cours de cette thèse car elle nécessite un investissement très élevé en matériel mais surtout en temps, à la fois pour la mise en place de l’expérience, le passage d’un nombre important d’observateurs, ainsi que pour le traitement des résultats. En effet, si l’on souhaite reconstruire la courbe des CSF pour les trois canaux chromatiques et achromatique pour 8 fréquences selon les 2 directions (*i.e.* 48 essais), on arrive facilement à environ 1000 réponses par observateur, en comptant une vingtaine de réponses pour chaque essai avant de converger vers le seuil de détection.

Nous avons présenté dans ce paragraphe (ainsi qu’en Annexe J) les bases d’une expérience psychophysique à envisager afin de déterminer l’allure des CSF qui pourront alors être utilisées dans la définition d’un indicateur de bruit visuel. Une problématique encore plus difficile à appréhender serait l’étude de la variabilité inter-individuelle de la perception des couleurs ; l’idée étant alors de définir un estimateur objectif de qualité d’image reproduisant les scores moyens d’opinion des sujets. En effet, nous savons aujourd’hui que la répartition des trois cônes (L,M et S) dans la rétine varient d’un individu à l’autre [25]. La question qui se pose alors,

et qui constitue une partie des recherches de David Alleysson, est « Est-ce que ces variations structurelles de la matrice des photorécepteurs influent sur notre perception des couleurs ? » ; et « Est-ce que cette variabilité est une composante essentielle de la mesure de qualité subjective de la qualité des images ? ». Nous pourrions tenter de répondre à ces questions grâce à l'expérience psychophysique sur les CSF décrite précédemment et grâce à notre simulateur d'image IQE Tool afin d'évaluer l'estimation de la qualité des images en fonction des individus.

En parallèle de ces vastes études sur les indicateurs de bruit visuel et sur les modèles d'apparence colorée, des simulations ou expériences peuvent être menées afin de tenter d'améliorer les performances des capteurs d'images. Une des solutions serait l'optimisation des filtrages des couleurs : solution qui n'a été traitée au cours de cette thèse que dans le cas d'un capteur RGB à motif de Bayer. Nous allons voir dans le prochain paragraphe que d'autres solutions peuvent être envisagées.

6.2 Alternatives au motif de Bayer

Au cours de cette thèse, nous nous sommes concentrés sur l'optimisation de la réponse spectrale des filtres colorés dans le cas d'un capteur RGB avec un motif de Bayer. En réalité, l'optimisation du filtrage des couleurs et de la reconstruction des couleurs pourrait être réalisée en sortant de ce cadre et en empruntant d'autres voies. En particulier, on peut envisager

- l'utilisation de filtres colorés de couleurs différentes (par exemple l'utilisation de couleurs complémentaires) ;
- l'utilisation de pixels panchromatiques dans le motif (ou « White pixels ») *i.e.* sans filtres colorés ;
- un arrangement spatial différent.

De plus, pour chaque motif coloré ainsi déterminé, il faudra trouver la méthode d'interpolation des couleurs dédiée.

L'état de l'art à ce sujet est très riche. En effet, de nombreux filtres colorés ont été utilisés pour tenter d'optimiser le rendu des couleurs : quelques uns des motifs proposés sont représentés figure 6.2.

- Le plus classique, *i.e.* le plus utilisé, est le motif de Bayer (Fig. 6.2-a) [6]. On note qu'il a deux fois plus de pixel verts que de rouges ou bleus : ce choix a été fait car cela permettrait de prendre en compte la plus grande sensibilité de l'œil humain à la composante verte.
- Il est également possible de songer à l'utilisation des couleurs complémentaires (Fig. 6.2-b). L'intérêt des couleurs primaires est que l'on gagne en sensibilité (chaque filtre laisse passer approximativement deux fois plus de lumière) ; cependant, le codage dans une caméra est réalisé en RVB : le passage des couleurs complémentaires CJM à l'espace RVB introduit alors du bruit (soustraction de signaux).
- L'utilisation de quatre couleurs peut permettre une amélioration de la précision des couleurs au détriment du calcul. Ainsi, Sony propose en 2003 un capteur avec un quatrième filtre coloré « émeraude » (E) (Fig. 6.2-c) [119]. Sony se base sur le fait que l'ajout de cette quatrième couleur permettrait de se rapprocher de la perception de l'œil humain. Les erreurs de couleurs seraient diminuées de moitié et la reproduction des couleurs bleues-vertes et rouge seraient particulièrement améliorées, au prix d'un processeur permettant de calculer les trois canaux RGB à partir de ces quatre couleurs.
- Enfin en 2007, Kodak propose d'utiliser un pixel « panchromatique », *i.e.* un pixel « blanc » ne filtrant pas les couleurs (Fig. 6.2-d). Kodak propose alors plusieurs motifs et la méthode pour reconstruire les trois canaux RVB (Fig. 6.2-e) [120]. D'autres sociétés, comme Toshiba, vont alors proposer leurs propres motifs avec un pixel « blanc » ou White-RGB (Fig. 6.2-f) [85]. L'intérêt d'un tel pixel panchromatique est bien entendu la sensibilité et donc la réduction du bruit, tout en essayant de garder la qualité des couleurs. L'inconvénient réside dans le fait qu'un pixel blanc sera beaucoup plus sensible est donc saturera beaucoup plus vite qu'un pixel rouge, vert ou bleu, ce qui pose des problèmes au niveau du traitement de l'image.

Pour tous ces motifs, il est nécessaire de réaliser une étape d'interpolation des couleurs afin de déduire la valeur des trois composantes RGB sur chaque pixel. Nous avons vu que cette

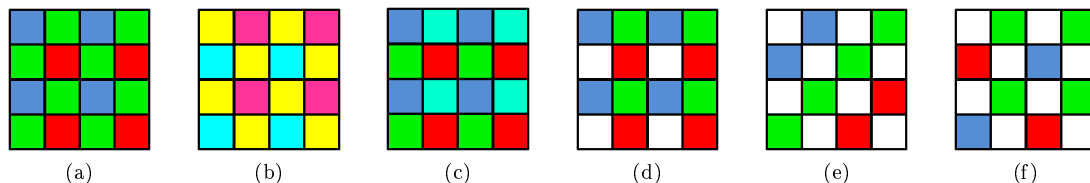


FIGURE 6.2 – Exemples de motifs colorés. (a) Motif de Bayer (RGBG) [6] ; (b) Motif à couleurs complémentaires Cyan, Jaune, Magenta (CYM) ; (c) Motif Sony avec un vert « émeraude » (RGBE) [119] ; (d) Motif à pixel panchromatique (RGBW Bayer) ; (e) Motif panchromatique Kodak (RGBW#1) [120] ; (f) Motif panchromatique Toshiba (RGBW#2) [85].

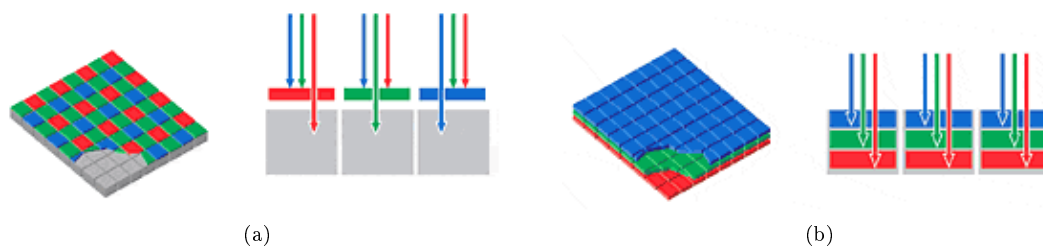


FIGURE 6.3 – (a) Capteur d'image RGB à motif de Bayer : ce capteur n'est sensible qu'à 25% de la lumière Rouge et Bleue et 50% de la lumière Verte ; (b) Capteur Foveon® X3™, ce capteur est sensible aux longueurs d'onde du Rouge, Vert et Bleu sur chaque pixel [124].

étape d'interpolation était très importante pour le bruit final sur image (Chapitre 2), mais également du point de vue qualité d'image avec des phénomènes de moiré (ou aliasing). De nombreuses études ont été menées afin de trouver une interpolation optimale [8, 55]. Alleysson en particulier propose une méthode originale inspirée par le système visuel humain [121]. Cette étude est basée sur le fait que le canal de luminance et le canal de chrominance ne sont pas codés sur les mêmes fréquences pour un motif de Bayer. Il montre alors qu'il est possible de réaliser l'opération d'interpolation par filtrage dans le domaine de Fourier et que cet algorithme donne de très bons résultats en terme de moiré par rapport aux algorithmes classiques.

Le problème majeur des motifs précédemment décrits est que souvent, l'interpolation génère des artefacts plus ou moins visibles qui nuisent à la qualité visuelle après la reconstruction de l'image. Il faut alors déterminer l'algorithme d'interpolation optimal pour chaque motif. Afin de résoudre ce problème, Alleysson propose également un capteur avec un arrangement pseudo-aléatoire, basé sur la disposition des photorécepteurs sur la rétine de l'œil humain [122]. On appelle pseudo-aléatoire un arrangement non-périodique dans lequel les filtres colorés sont disposés non régulièrement. Le terme pseudo est utilisé car un caractère purement aléatoire n'est pas atteignable dans la réalisation concrète d'un tel capteur. L'échantillonnage pseudo-aléatoire n'étant pas contraint au phénomène de repliement spectral, la cohérence des erreurs générées est réduite [123], l'inconvénient de ce capteur résidant dans sa réalisation pratique.

Toutes ces solutions proposent des couleurs, un pixel panchromatique ou bien un arrangement spatial différent. Une autre méthode innovante, visant à remplacer les motifs colorés a été proposée dans le capteur X3, développé par la société américaine Foveon, rachetée en 2008 par Sigma [124]. Ce capteur permet la capture des trois domaines de longueur d'onde dans le bleu, vert et rouge par un seul photosite. En effet, ce capteur met à profit le fait que lorsqu'un rayonnement pénètre dans le silicium, la profondeur de pénétration de ce rayonnement est directement fonction de sa longueur d'onde (les grandes longueurs d'onde pénètrent plus profondément dans le silicium). Foveon a donc proposé d'utiliser la profondeur du silicium comme filtre. La perception de chaque couleur se fait alors en empilant des photodiodes tel qu'illustré figure 6.3. Contrairement à un capteur RGB classique (par exemple à motif de Bayer), le capteur Foveon récupère donc l'information des trois composantes RGB sur chaque pixel.

C'est un avantage indéniable en terme de qualité d'image puisque l'on augmente la sensibilité de chaque pixel et l'on évite l'étape d'interpolation des couleurs. L'inconvénient de cette méthode est que la séparation des trois plages de longueurs d'onde R/G/B est moins sélective qu'avec des résines colorées.

Au travers de cet état de l'art, nous pouvons voir qu'il n'y a, à ce jour, pas de consensus sur une nouvelle façon de filtrer les couleurs : le motif de Bayer est toujours la norme. Pourtant, l'étude vaut la peine d'être menée. En particulier, notre outil de simulation d'images IQE Tool présenté au cours du Chapitre 3 pourrait être très rapidement adapté afin de pouvoir simuler des images avec des motifs colorés autres que Bayer, si l'on définit l'interpolation des couleurs associée au nouveau motif. La performance de ces motifs pourrait alors être aisément simulée et comparée au motif de Bayer qui est la référence actuelle. Cette piste peut donc être sérieusement envisagée à court/moyen terme et pourrait constituer un axe de recherche très intéressant et prometteur d'une éventuelle nouvelle thèse.

6.3 Synthèse, Perspectives et Conclusion

Dans le cadre de cette thèse, les axes de travail se sont articulés autour de l'optimisation de la reconstruction couleur, dont la finalité était l'amélioration de la qualité des images des capteurs CMOS fabriqués à STMicroelectronics. Dans ce contexte, l'optimisation de la reconstruction couleur a été étudiée à la fois au niveau procédé de fabrication au travers de l'optimisation de la réponse spectrale des filtres colorés mais également au niveau du post-traitement au travers l'optimisation de la matrice de correction des couleurs.

Afin d'évaluer les performances de nos capteurs, et pourvoir optimiser ces performances, nous avons démontré l'intérêt d'un simulateur d'images afin de ne pas avoir à attendre les résultats sur silicium. Un simulateur d'image, disposant d'une interface graphique, a donc été développé sous Matlab. Cet outil nommé IQE Tool (Image Quality Evaluation Tool) est basé sur les résultats de caractérisation de nos capteurs d'images CMOS. La première partie de ce travail de thèse a consisté à participer à l'amélioration de la caractérisation de nos capteurs d'images, notamment au travers de la mesure du rendement quantique hors d'axe. Cette caractérisation nous a permis de développer une modélisation du capteur incluant les effets hors d'axe, modèle qui a été implémenté dans l'IQE Tool. Cet outil a alors pu être validé en terme de bruit sur image mais également en termes d'indicateurs des effets hors d'axe tel que l'éclairement relatif (ou RI) et a fait l'objet de deux publications lors de conférences internationales [73, 74]. L'intérêt d'un tel outil réside également dans le fait qu'il permet de décorréler les effets liés au capteur lui-même des effets liés à la lentille principale du module ou encore au filtre infrarouge.

Une fois cet outil disponible et validé, nous nous sommes alors attachés dans un deuxième temps à l'optimisation en elle-même de la reconstruction couleur au travers l'optimisation de la matrice de correction des couleurs (CCM) et de la réponse spectrale des filtres colorés. Pour cela, nous avons utilisé un algorithme dit « Normal Constraint » que nous avons codé sous Matlab afin de réaliser des optimisations multi-objectifs. En l'occurrence, nous avons choisi d'optimiser l'indicateur de qualité des couleurs dans l'espace CIELab ($\Delta E_{2000_{RMS}}$) ainsi que l'indicateur historique de bruit lié au rapport signal-à-bruit (SNR_{10}), *i.e.* une double optimisation. Nous avons alors montré qu'il était nécessaire d'optimiser conjointement un troisième paramètre : la saturation (C) afin de ne pas aboutir à des images trop « pâles » ou désaturées (triple-optimisation). Ces résultats ont abouti à des spécifications sur la sélection des filtres colorés et à un cahier des charges pour les fournisseurs des résines. Cette étude a cependant été limitée par deux facteurs de nature différentes : la non-prise en compte du phénomène de diaphotie au cours de l'optimisation et le choix des indicateurs à optimiser.

La première limitation est liée à la modélisation imparfaite du capteur : en effet, nous n'avons pas pu prendre en compte les effets liés au phénomène de diaphotie. C'est pourquoi nous avons alors tenté de caractériser finement la diaphotie afin de pouvoir en déduire un modèle valide. Une méthode de caractérisation innovante basée sur des motifs spécifiques de filtres colorés a alors été développée et a fait l'objet d'un brevet [108]. La caractérisation de la diaphotie sur trois générations de pixels nous a permis d'extraire quelques résultats particulièrement intéressants. En effet, nous avons été capables de détecter les directions principales de la diaphotie et de

relier leur cause physique au dessin du pixel, en vue de l'amélioration de ce dernier. Les premiers résultats ont été publiés lors d'une conférence internationale [109]. Cette nouvelle méthode de caractérisation est donc une aide précieuse pour la conception de nouveaux pixels. Pourtant, un modèle de diaphotie n'a pas pu aboutir à cause d'un phénomène lié à l'étape de colorisation des capteurs que l'on a nommé « *patterning effect* ». Cet effet pu être mis en évidence grâce à notre procédé de caractérisation mais il n'a pas encore été pleinement compris.

La deuxième limitation concerne le choix des indicateurs à optimiser. Si le choix des indicateurs de fidélité des couleurs (erreurs de couleur et saturation) semble pertinent, le choix de l'indicateur de bruit historique (le SNR_{10}) montre quelques limites qui ont été démontrées et présentées lors d'une conférence internationale [53]. Il semble indispensable de se pencher sur l'étude du Système Visuel humain (SVH) afin de trouver un indicateur « *visuel* » de bruit qui pourrait alors être utilisé pour notre optimisation de la reconstruction couleur. Cependant, les études à ce sujet sont encore récentes. En effet, pendant plusieurs années, c'est la « *course aux mégapixels* » qui a prévalu pour vanter les mérites des capteurs d'images de téléphones portables, avec les progrès de la miniaturisation, conduisant à des capteurs de 2, 5, 8, 10, 12 voire 16 mégapixels. Cependant, la notion de qualité d'image n'est pas pleinement prise en compte au travers de la résolution du capteur, surtout que cela implique des optiques de qualité croissante qui peuvent impacter la qualité finale de l'image. C'est dans cette problématique de qualité d'image que le consortium I3A (« *International Imaging Industry Association* ») propose de mettre en place un standard au travers de l'initiative CPIQ (« *Camera Phone Image Quality* »). Un second groupe de travail ISO group a également pour objectif d'aboutir à une norme pour mesurer et tester la qualité des capteurs d'images pour téléphones portables. ST-Microelectronics participe à ce groupe de travail au même titre que d'autres compagnies telles que HP, Image Engineering, Aptina, DxO Labs, ou Eastman Kodak Co. C'est au travers d'un tel groupe d'étude que nous devons poursuivre nos recherches sur la définition d'un indicateur visuel de bruit. Notre expérience psychophysique sur les CSF par exemple décrite section 6.1 s'inscrit dans cette optique.

Durant les prochaines années, la miniaturisation des capteurs d'images devrait se poursuivre mais probablement à un rythme moins soutenu. Le signal collecté par la photodiode va donc continuer à diminuer alors que la diaphotie et la diffraction augmenteront : des solutions alternatives devront être trouvées [125]. Nous avons déjà étudié au cours de la section 6.2 l'état de l'art sur les alternatives au motif de Bayer et les possibilités pouvant être mise en œuvre assez rapidement. Toujours à court terme, la technologie des capteurs à éclairage par face arrière (ou BSI de l'anglais « *Backside Illumination* »), permettant de réduire la distance entre le haut du pixel et la photodiode, et d'augmenter la surface photosensible, pourra encore être améliorée [20, 126]. Des méthodes afin de réduire le phénomène de diaphotie devront être investiguées, tels que les guides d'ondes ou bien des tranchées profondes d'isolation [127, 128]. A moyen terme, une autre piste prometteuse semble être l'utilisation de photodiodes verticales en profondeur dans le silicium [129]. Des études existent également sur des nouveaux procédés de microlentilles mais également de filtres colorés ce qui permettrait d'améliorer le rendement quantique et donc le rapport signal-à-bruit du capteur [130]. Le filtrage des couleurs pourrait également être réalisé par des filtres interférentiels [131, 132].

Récemment, des détecteurs ont été développés afin de détecter jusqu'à un photon unique, même si cette perspective est un peu plus lointaine dans le domaine des applications grand public. Cette performance est réalisée à l'aide d'un photo-détecteur constitué d'un CMOS à substrat aminci Electro-Bombardé dans un tube à photocathode. Le photoelectron émis par la photocathode est accéléré par une forte tension et le gain est alors assuré par la génération de paires électron-trou grâce à l'énergie dissipée dans le semi-conducteur. Cette nouvelle génération d'intensificateur de lumière est appelée EBCMOS pour Electron-Bombarded CMOS (ou EBCCD pour l'équivalent avec un capteur CCD). Les capteurs d'images à technologie EBCMOS ou EBCCD ont démontré leurs capacités en terme de haute résolution avec la détection d'un seul ou d'un faible nombre de photons [133]. Cette technologie à intensification de lumière EBCMOS est notamment utilisée dans les équipements optoélectroniques des casques du projet FELIN (Fantassin à équipements et liaisons intégrés) développé par la société Sagem Défense Sécurité afin de permettre la vision de nuit.

Finalement, à plus long terme, il pourrait être envisagé de réaliser des capteurs d'images sur un matériau autre que le silicium ; ou encore de réaliser des capteurs courbés reproduisant le fonctionnement de l'œil [134]. Enfin, un autre domaine en plein développement est le domaine des capteurs d'images trois dimensions, afin de pouvoir répondre à l'engouement grandissant porté au domaine de la « 3D » [135].

De belles années de recherche sont encore devant nous !

Bibliographie

- [1] S.R. MORRISON. A new type of photosensitive junction device. *Solid-State Electronics*, 5:485–494, 1963. 1
- [2] W.S. BOYLE et G.E. SMITH. Charge-coupled semiconductors devices. *Bell System Technical journal*, 49:587–593, 1970. 1
- [3] G.P. WECKLER. Operation of p-n junction photodetectors in a photon flux integration mode. *IEEE Journal on Solid-State Circuits*, 2:65–73, 1967. 1
- [4] J. BARON. Market and supply chain analysis for CMOS image sensor technologies. *In Image Sensor Europe 2011*, 2011. 2
- [5] C-L. TISSE, F. GUICHARD et F. CAO. Does resolution really increase image quality ? *In Proceedings of IS&T/SPIE Electronic Imaging*, volume 6817, 2008. 3, 26
- [6] Brevet US Numéro 3971065. B. E. BAYER. Color imaging array. Eastman Kodak Company, July 1976. 9, 173, 174
- [7] B.E.A. SALEH et M.C. TEICH. *Fundamentals of Photonics*. John Wiley & Sons Inc., 1991. 10
- [8] B.K. GUNTURK, J. GLOTZBACH, Y. ALTUNBASAK, R.W. SCHAFER et R.M. MERSEREAU. Demosaicing : Color Filter Array Interpolation. *IEEE Signal Processing Magazine*, 22(1): 44–54, January 2005. 13, 174
- [9] J-L. MEYZONNETTE et T. LÉPINE. *Bases de radiométrie optique*. Cépaduès Editions, 1999. 19, XXXV
- [10] M. BASS. *Handbook of Optics : Classical, Vision, and X-ray optics*, volume 3. Mc Graw-Hill Book Company, 2ième édition, 2001. 19
- [11] C.C. FESENMAIER, Y. HUO et P.B. CATRYSSSE. Effects of imaging lens f-number on sub- $2\mu\text{m}$ CMOS image sensor pixel performance. *In Proceedings of IS&T/SPIE Electronic Imaging*, volume 7250, January 2009. 20, 143
- [12] A. TOURNIER. *Pixel 1-Transistor à modulation de charges pour capteurs d’images CMOS à haute résolution*. Thèse CIFRE STMicroelectronics, Institut des Nanotechnologies de Lyon, 2007. 23, 25
- [13] R.D. GOW. *Noise Modelling of CMOS Image Sensors*. Mémoire de Master, University of Edinburgh, January 2006. 23
- [14] A. EL GAMAL et H. ELTOUKHY. CMOS image sensors : an introduction to the technology design, and performance limits, presenting recent developments and future directions. *Circuits and Devices Magazine, IEEE*, 21:6–20, May-June 2005. 23
- [15] P. CATRYSSSE et B. WANDELL. Roadmap for CMOS image sensors : Moore meets Planck and Sommerfeld. *In Proceedings of IS&T/SPIE Electronic Imaging*, volume 5678, 2005. 25
- [16] A. THEUWISSEN. CMOS Image Sensors : State-Of-The-Art and Future Perspectives. *In European Solid State Circuits Conference (ESSCIRC)*, pages 21–27, 2007. 25, 26
- [17] A. CROCHERIE. *Modélisation de la diffraction dans les pixels de capteurs d’images CMOS*. Thèse CIFRE STMicroelectronics, Institut Polytechnique de Grenoble, 2009. 26
- [18] F. XIAO, J. FARELL, P. CATRYSSSE et B. WANDELL. Mobile Imaging : The big Challenge of the Small Pixel. *In Proceedings of IS&T/SPIE Electronic Imaging*, 2009. 26

- [19] J. AHN et K. MOON, C-R. and Bumsuk. Advanced image sensor technology for pixel scaling down toward $1.0\mu\text{m}$ (Invited). In *International Electron Devices Meeting, IEEE*, volume I-4244-2377, pages 275–278, 2008. 26
- [20] J. PRIMA, F. ROY, H. LEININGER, C. COWACHE, J. VAILLANT, L. PINZELLI, D. BENOIT, N. MOUSSY et B. GIFFARD. Improved colour separation for a backside illuminated image sensor with $1.4\mu\text{m}$ pixel pitch. In *International Image Sensor Workshop (IISW)*, 2009. 26, 176
- [21] B. RAMADOUT. *Capteurs d'images CMOS à haute résolution à Tranchées Profondes Capacitives*. Thèse CIFRE STMicroelectronics, Université Claude Bernard Lyon 1, 2010. 26
- [22] F. HIRIGOYEN. *Optimisation de la collection des photons pour des capteurs d'images en technologie CMOS*. Thèse CIFRE STMicroelectronics, Université de Droit, d'Economie et des Sciences d'Aix-Marseille (Aix-Marseille III), 2005. 26
- [23] D.H. MALACARA. *Color Vision and Colorimetry : Theory and Applications*. SPIE The International Society for Optical Engineering, 2002. 29
- [24] D. DUPONT et D. STEEN. Colorimétrie : éléments théoriques. Rapport technique R6440, Editions Techniques de l'ingénieur, 2004. 29, 38
- [25] A. ROORDA et D.R. WILLIAMS. The arrangement of the three cone classes in the living human eye. *Nature*, 397:520–522, 1999. 36, 172
- [26] J. HERAULT. Cours sur la Perception Visuelle. Disponible en ligne sur : http://www.lis.inpg.fr/pages_perso/herault (Page consultée le 05/10/2010). 2009. 37, 52
- [27] D. ROBERTS. *Signals and Perception, The Fundamentals of Human Sensation*. Palgrave MacMillan, Hampshire and New York, 2002. 37
- [28] J.K BOWMAKER et H.J.A. DARTNALL. Visual pigments of rods and cones in a human retina. *Journal of Physiology*, 298:501–511, 1980. 37
- [29] D. ALLEYSSON. *Le traitement du signal chromatique dans la rétine : un modèle de base pour la perception humaine des couleurs*. Thèse, Université Joseph Fourier, 1999. 36, 49
- [30] M.D. FAIRCHILD. *Color Appearance Models*. John Wiley & Sons Ltd, 2nd revised edition édition, Novembre 2004. 38, 52, 54, 56
- [31] W.D. WRIGHT. A re-determination of the trichromatic coefficients of the spectral colours. *Transactions of the Optical Society*, 30:141–164, 1928-29. 41
- [32] D.B. JUDD. Reduction of data on mixture of color stimuli. *Bureau of Standards Journal of Research*, 4:515–548, 1930. 43, XI
- [33] H.S. FAIRMAN, M.H. BRILL et H. HEMMENDINGER. How the CIE 1931 color-matching functions were derived from Wright-Guild data. *Color Research and Applications*, 22:11–23, 1997. 43, XI, XII
- [34] A.D. BROADBENT. A critical review of the development of the CIE1931 RGB-color matching functions. *Color Research and Application*, 29:267–272, 2004. 43, XI
- [35] W.S. STILES et J.M. BURCH. N.P.L. colour matching investigation : final report. *Optica Acta*, 6:1–26, 1958. 43
- [36] N.I. SPERANSKAYA. Determination of spectrum color co-ordinates for twenty seven normal observers. *Optics and Spectroscopy*, 7:424–428, 1959. 43
- [37] D.L. MACADAM. Visual Sensitivities to Color Differences in Daylight. *Journal of Optical Society of America*, 32:247–273, 1942. 44
- [38] S. SÜSSTRUNK, R. BUCKLEY et S. SWEN. Standard RGB Color Spaces. In *IS&T/SID 11th Color Imaging Conference*, 1999. 47
- [39] B.J. LINDBLOOM. Bruce Lindbloom's Web Site [en ligne]. Site disponible sur : <http://www.brucelindbloom.com> (Page consultée le 05/10/2010). 47, 54
- [40] R.M. BOYTON et J. GORDON. Bezold-Brücke Hue Shift Measured by Color-Naming Technique. *Journal of Optical Society of America*, 55:78–85, 1965. 48, 49

- [41] V. BILLOCK et B. TSOU. La perception des couleurs interdites. *Pour la Science*, 395:58–63, Septembre 2010. 48
- [42] K.T. MULLEN. The contrast sensitivity of human colour vision to red-green and blue-yellow chromatic gratings. *Journal of Physiology*, 359:381–400, 1985. 49, 50
- [43] C. FERNANDEZ-MALOIGNE. Les Modèles d'Apparence Couleur. In *Ecole d'Hiver sur l'Image Numérique Couleur (EHINC)*, 2009. 52
- [44] S. GUILLO. *La balance des blancs : Réglages et effets de la balance des blancs*. Mémoire de Master, Ecole Supérieure Louis Lumière, 2004. 52
- [45] M. EBNER. *Color Constancy*. John Wiley & Sons Inc., 2007. 52
- [46] M.D. FAIRCHILD et G.M. JOHNSON. Meet iCAM : An image Color Appearance Model. In *IS&T/SID 10th Color Imaging Conference*, 2002. 58
- [47] G.M. JOHNSON et M.D. FAIRCHILD. Rendering HDR images. In *IS&T/SID 11th color Imaging Conference*, pages 36–41, 2003. 58
- [48] G.M. JOHNSON et M.D. FAIRCHILD. Measuring images : Differences, Quality, and Appearance. In *Proceedings of IS&T/SPIE Electronic Imaging*, volume 5007, pages 51–60, 2003. 58
- [49] G.M. JOHNSON. *Measuring Images : Differences, quality and appearance*. Thèse, College of Science Rochester Institute of Technology, March 2003. 58
- [50] M.D. FAIRCHILD et G.M. JOHNSON. Image appearance modelling. In *Proceedings of IS&T/SPIE Electronic Imaging*, volume 5007, pages 149–160, 2003. 58
- [51] M.D. FAIRCHILD et G.M. JOHNSON. The iCAM framework for image appearance, image difference, and image quality. *Journal of Electronic Imaging*, 13:126–138, 2004. 58
- [52] M.D. FAIRCHILD. Color Appearance Models CIECAM02 and Beyond. In *IS&T/SID 12th Color Imaging Conference*, 2004. 58
- [53] C. MORNET, D.J. BAXTER, J.M. VAILLANT, T. DECROUX, D. HERAULT et I. SCHANEN. Toward a quantitative visual noise evaluation of sensors and image processing pipes to improve color reconstruction. In *Proceedings of IS&T/SPIE Electronic Imaging*, volume 7876, 2011. 60, 176
- [54] J. ALAKARHU. Image sensors and image quality in mobile phones. In *International Image Sensor Workshop (IISW)*, 2007. 60, 120
- [55] H.S. MALVAR, L-w. HE et R. CUTLER. High-quality linear interpolation for demosaicing of bayer-patterned color images. In *IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP)*, volume 3, pages 485–488, 2004. 64, 92, 96, 174, XXIX
- [56] ISO12232. Photography - electronic still-picture cameras - determination of iso speed. 1998. 65
- [57] ISO12232. Photography - digital still cameras - determination of exposure index, iso speed ratings, standard output sensitivity, and recommended exposure index. 2006. 65
- [58] ISO15739. Photography - electronic still-picture imaging - noise measurements. 2003. 66, 171
- [59] G.M. JOHNSON et M.D. FAIRCHILD. A top down description of s-cielab and ciede2000. *Color Research & Application*, 28(6):425–435, 2003. 66, 171
- [60] J. KLEINMANN. *Quantification of noise based on two visual Models*. Thèse, University of Applied Sciences of Cologne, 2006. 66
- [61] J. KLEINMANN et D. WUELLER. Investigation of two methods to quantify noise in digital images based on the perception of the human eye. In *Proceedings of IS&T/SPIE Electronic Imaging*, volume 6494, 2007. 66
- [62] J. FARRELL, M. OKINCHA, M. PARMAR et B. WANDELL. Using visible SNR (vSNR) to compare the image quality of pixel binning and digital resizing. In *Proceedings of IS&T/SPIE Electronic Imaging*, volume 7537, 2010. 66
- [63] G. JOHNSON et M.D. FAIRCHILD. The effect of opponent noise on image quality. In *Proceedings of the SPIE*, volume 5668, pages 82–89, 2004. 66, 171

- [64] B.W. KEELAN, E.W. JIN et S. PROKUSHKIN. Development of a perceptually calibrated objective metric of noise. *In Proceedings of IS&T/SPIE Electronic Imaging*, volume 7867, 2011. 66, 171
- [65] R.B. JENKIN et B.W. KEELAN. Perceptually relevant evaluation of Noise Power Spectra in adaptative pictorial systems. *In Proceedings of IS&T/SPIE Electronic Imaging*, volume 7867, 2011. 66
- [66] Camera Phone image Quality (CPIQ)- Phase 3 : Noise Power Spectrum (DRAFT). *International Imaging Industry Association (I3A)*, 2011. 68
- [67] J. CHEN, K. VENKATARAMAN, D. BAKIN, B. RODRICKS, R. GRAVELLE et Y. NI. Digital camera imaging system simulation. *IEEE Transactions on Electron Devices*, 56(11):2496–2505, November 2009. 71
- [68] A.J.P. THEUWISSEN. Image sensor noise : you love it or you hate it ! *In Proceedings of IS&T/SPIE Electronic Imaging*, volume 7875, 2011. 71
- [69] P.L. VORA, J.E. FARRELL, J.D. TIETZ et D.H. BRAINARD. Image Capture : Simulation of Sensor Responses from Hyperspectral Images. *IEEE Transactions on Image Processing*, 10(2):307–316, 2001. 71
- [70] J.E. FARRELL, F. XIAO, P.B. CATRYSSE et B. A. WANDELL. A simulation tool for evaluating digital camera image quality. *In Proceedings of IS&T/SPIE Electronic Imaging*, volume 5294, pages 124–131, San Jose, CA, 2004. 71
- [71] J.E. FARRELL, M. OKINCHA et M. PARMAR. Sensor Calibration and Simulation. *In Proceedings of IS&T/SPIE Electronic Imaging*, volume 6817, 2008. 71
- [72] J. FARRELL, M. PARMAR, P. CATRYSSE et B. WANDELL. Digital Camera Simulation. *In Proceedings of SPIE - IS&T Electronic Imaging*, 2009. 71
- [73] C. MORNET, J. VAILLANT, T. DECROUX et I. HERAULT, D. and Schanen. Evaluation of Color Error and Noise on Simulated Images. *In Proceedings of IS&T/SPIE Electronic Imaging*, volume 7537, SPIE, Bellingham, WA 2010, 2010. 71, 175
- [74] C. MORNET, J. VAILLANT, T. DECROUX, N. VIROLLET, D. HERAULT et I. SCHANEN. An Image Quality Evaluation Tool Simulating Image Sensors Including Quantum Efficiency Off-Axis Effect. *In Proceedings of IS&T/SPIE Electronic Imaging*, volume 7876, 2011. 71, 175
- [75] J. VAILLANT, T. DECROUX, E. HUSS, F. BARBIER, D. HÉRAULT, F. HIRIGOYEN et N. VIROLLET. Versatile method for optical performances characterization of off-axis CMOS pixels with microlens radial shift. *In Proceedings of IS&T/SPIE Electronic Imaging*, volume 6817, 2008. 77, 84, 99
- [76] J. VAILLANT et F. HIRIGOYEN. Optical Simulation for CMOS imager microlens optimization. *In Proceedings of IS&T/SPIE Photonics Europe*, 2004. 80
- [77] F. HIRIGOYEN, A. CROCHERIE, J. VAILLANT et Y. CAZAUX. FDTD-based optical simulations methodology for CMOS image sensor pixels architecture and process optimization. *In Proceedings of IS&T/SPIE Electronic Imaging*, volume 6816, 2008. 80, 154
- [78] D.H. FOSTER, K. ARMANO, S.M.C. NASCIMENTO et M.J. FOSTER. Frequency of metamerism in natural scenes. *Journal of the Optical Society of America A - Optics Science and Vision*, 23:2359–2372, 2006. 84
- [79] D.H. FOSTER, K. ARMANO et S.M.C. NASCIMENTO. Color constancy in natural scenes explained by global image statistics. *Visual Neuroscience*, 23:341–349, 2006. 84
- [80] C.A. PARRAGA, G. BRELSTAFF, T. TROSCIANKO et I.R. MOOREHEAD. Color and luminance information in natural scenes. *Journal of Optical Society of America*, 15:563–569, 1998. 85, 87
- [81] F. YASUMA, T. MITSUNAGA, D. ISO et S.K. NAYAR. Generalized Assorted Pixel Camera : Post-Capture Control of Resolution, Dynamic Range and Spectrum. Rapport technique, Department of Computer Science, Columbia University, 2008. 85, 87
- [82] G.D. FINLAYSON, S.D. HORDLEY et P. MOROVIC. Using the SpectralCube to Build a Multispectral Image Database. *In Proceedings of IS&T European Conference on Graphics, Imaging and Vision (CGIV)*, pages 268–274, 2004. 85, 87

-
- [83] D.H. FOSTER, S.M.C. NASCIMENTO et K. AMANO. Information limits on neural identification of colored surfaces in natural scenes. *Visual Neuroscience*, 21:331–336, 2004. University of Manchester Institute of Science and Technology Database of multispectral images. 85, 87
 - [84] S.M. C. NASCIMENTO, F.P. FERREIRA et D.H. FOSTER. Statistics of spatial cone-excitation ratios in natural scenes. *Journal of the Optical Society of America*, 19(8):1484–1490, August 2002. 85, 87
 - [85] H. HONDA, Y. IIDA, Y. EGAWA et H. SEKI. A Color CMOS Imager With 4x4 White-RGB Color Filter Array for Increased Low-Illumination Signal-to-Noise Ratio. *IEEE Transactions on Electron Devices*, 56(11):2398–2402, November 2009. 107, 173, 174
 - [86] J. MALICK. Cours sur l'Introduction à l'optimisation numérique. Notes disponibles en ligne sur : <http://www.inrialpes.fr/bipop/people/malick/Docs/ocet-2009.pdf> (Page consultée le 05/10/2010). 2006. 111
 - [87] G. ALLAIRE. *Analyse numérique et optimisation*. Les Editions de l'Ecole Polytechnique, 2005. 111
 - [88] M. BIERLAIRE. *Introduction à l'optimisation différentiable*. Presses polytechniques et universitaires romandes, 2006. 111
 - [89] A. TARANTOLA. *Inverse Problem Theory and Methods for Model Parameter Estimation*. Society for Industrial and Applied Mathematics, 2005. 111
 - [90] The Mathworks Inc. *Optimization Toolbox User's Guide*, révisé pour la version 6.0 (2011a) édition, Avril 2011. 112, 113, 116, 118
 - [91] K. LEVENBERG. A method for the solution of certain nonlinear problems in least squares. *Quarterly of Applied Mathematics*, 2:164–168, 1944. 113
 - [92] D.W. MARQUARDT. An algorithm for least-squares estimation of non-linear parameters. *Journal of the Society for Industrial and Applied Mathematics*, 11:431–441, 1963. 113
 - [93] A. MESSAC, A. ISMAIL-YAHAYA et C.A. MATSSON. The Normalized Normal Constraint Method for Generating the Pareto Frontier. *Structural and Multidisciplinary Optimization*, 25(2):86–98, 2003. 114
 - [94] S. RONNAS. *A new balance between color fidelity and noise in CMOS image sensors*. Mémoire de Master, KTH CSC, 2008. 116
 - [95] U. BARNHÖFER, J.M. DICARLO, B. OLDING et B.A. WANDELL. Color Estimation Error Trade-offs. In *Proceedings of SPIE - IS&T Electronic Imaging*, volume 5017, pages 263–273, 2003. 119
 - [96] P. VORA et C. HERLEY. Trade-offs between color saturation and noise sensitivity in image sensors. In *Proceedings of International Conference on Image Processing (ICIP)*, 1998. 123
 - [97] C.A. MATTSON, A.A. MULLUR et A. MESSAC. Smart Pareto Filter : Obtaining a Minimal Representation of Multiobjective Design Space. *Engineering Optimization*, 36(6):721–740, 2004. 127
 - [98] H.E.J. NEUGEBAUER. Quality Factor for Filters Whose Spectral Transmittances are Different from Color Mixture Curves, and Its Application to Color Photography. *Journal of Optical Society of America*, 46(10):821–824, 1956. 128
 - [99] P.L. VORA et H.J. TRUSSELL. Measure of Goodness of a Set of Color-Scanning Filters. *Journal of Optical Society of America*, 10(7):1499–1508, 1993. 128
 - [100] M. PARMAR et S.J. REEVES. Selection of optimal spectral sensitivity functions for color filter arrays. In *IEEE International Conference On Image Processing*, pages 1005–1008, 2006. 128
 - [101] M.J. VRHEL et H.J. TRUSSELL. Optimal Color Filters in the Presence of Noise. *IEEE Transactions on Image Processing*, 4(6):814–823, 1995. 128
 - [102] N. SHIMANO. Optimization of spectral sensitivities with Gaussian distribution functions for a color image acquisition device in the presence of noise. *Optical Engineering*, 45(1), 2006. 128

- [103] S. QUAN, N. OHTA, R.S. BERNIS et N. KATOH. Optimal Design of Camera Spectral Sensitivity Functions Based on Practical Filter Components. *In IS&T/SID's 9th Color Imaging Conference*, 2001. 128
- [104] S. QUAN. *Evaluation and Optimal Design of Spectral Sensitivities for Digital Color Imaging*. Thèse, Munsell Color Science Laboratory, Rochester Institute of Technology, 2002. 128
- [105] H. KUNIBA et R.S. BERNIS. Spectral sensitivity optimization of color image sensor considering photon shot noise. *In Proceeding of SPIE - IS&T Electronic Imaging*, volume 6817, 2008. 128
- [106] F. LI, H. ELIASSON et A. DOKOUTCHAEV. Comparison of objective metrics for image sensor crosstalk characterization. *In Proceedings of IS&T/SPIE Electronic Imaging*, volume 7876, 2011. 143
- [107] G. AGRANOV, V. BEREZIN et R.H. TSAI. Crosstalk and microlens study in a color cmos image sensor. *IEEE Transactions on Electron Devices*, 50(1):4–11, January 2003. 143
- [108] Brevet Francais Numéro 60337. J. VAILLANT, C. MORNET et T. DECROUX. Procédé de caractérisation de pixels d'un capteur d'image. STMicroelectronics, 2010. 143, 146, 175
- [109] J. M. VAILLANT, C. MORNET, T. DECROUX, D. HERAULT et I. SCHANEN. Characterization of pixel crosstalk and impact of Bayer patterning by quantum efficiency measurement. *In Proceedings of IS&T/SPIE Electronic Imaging*, volume 7876, 2011. 143, 176
- [110] C. MARQUES et P. MAGNAN. Experimental characterization and simulation of Quantum Efficiency and Optical Crosstalk of CMOS photodiode APS. *In Proceedings of IS&T/SPIE Electronic Imaging*, volume 4669, pages 107–116, 2002. 144
- [111] I. SHCHERBACK, A. BELENKY et O. YADID-PECHT. CMOS APS Crosstalk : Modeling, Technology and Design Trends. *In Sensors, 2004. Proceedings of IEEE*, 2004. 144
- [112] I. SHCHERBACK, R. SEGAL, A. BELENKY et O. YADID-PECHT. Two-Dimensional CMOS Image Sensor Characterization. *In IEEE international Symposium on Circuits and Systems (ISCAS), 2006*, 2006. 144
- [113] Y. WU et H. CIZDZIEL, P. and Rhodes. Decoupling photo collection efficiency and color crosstalk from the Quantum Efficiency Spectrum for the CMOS image sensor pixel development. *In Proceedings of IS&T/SPIE Electronic Imaging*, 2009. 144
- [114] S. AUDRAN. *Etude des propriétés et des mécanismes de mise en forme des résines photolithographiques pour une application capteurs d'images CMOS avancés*. Thèse CIFRE STMicroelectronics, Université Louis Pasteur - Strasbourg I, 2007. 147
- [115] F. HIRIGOYEN, A. CROCHERIE, P. BOULENC, J. VAILLANT, C. TAVERNIER et D. HÉRAULT. Finite-Difference Time Domain based electro-optical methodologies to improve CMOS image sensor pixels performances. *In Proceedings of SPIE Photonics Europe*, 2010. 154
- [116] K. AOYAMA, H. ENOMOTO et P.C. HUNG. An evaluation of scanner noise based upon a human visual model. *In IS&T's 49th Annual Conference*, pages 322–324, 1996. 171
- [117] K. AOYAMA, H. ENOMOTO et P.C. HUNG. An evaluation method for image noise of various output devices. *Journal of the Society of Photographic Science and Technology of Japan*, 57(6):392–398, 1994. 171
- [118] A.B. WATSON, H.B. BARLOW et J.G. ROBSON. What does the eye see best ? *Nature*, 302:419–422, 1983. 172
- [119] Brevet Européen Numéro 1843603. Y. HASHIMOTO et M. OKHKI. Image pickup apparatus, light source estimating apparatus and method. SONY Corp., 2007. 173, 174
- [120] Brevet US Numéro 0024879. J.T. COMPTON et J.F. HAMILTON. Processing color and panchromatic pixels. Eastman Kodak Company, Février 2007. 173, 174
- [121] D. ALLEYSSON, S. SÜSSTRUNK et J. HERAULT. Linear demosaicing inspired by the human visual system. *IEEE Transactions On Image Processing*, 14(4):439–449, April 2005. 174
- [122] Brevet US Numéro 0253818. D. ALLEYSSON, B. Chaix de LAVARENE et J. HERAULT. Digital Image Sensor, Image capture and reconstruction method and system for implementing same. 2007. 174

- [123] D. ALLEYSSON, B. Chaix de LAVARÈNE, S. SÜSTRUNK et J. HÉRAULT. *Single-sensor imaging : methods and applications for digital cameras*, chapitre Linear Minimum Mean Square Error Demosaicking, pages 213–238. CRC Press, 2008. 174
- [124] Brevet US Numéro 5965875. R.B. MERRILL. Color separation in an active pixel cell imaging array using a triple-well structure. Foveon, Inc., 1999. 174
- [125] G. AGRANOV, S. SMITH, R. MAURITZSON, S. CHIEH, U. BOETTIGER, X. LI, X. FAN, A. DOKOUTCHAEV, R. GRAVELLE, H. LEE, W. QIAN et R. JOHSON. Pixel continues to shrink... Small pixels for novel CMOS image sensors. In *2011 International Image Sensor Workshop (IISW)*, 2011. 176
- [126] Y. HUO, C.C. FESENMAIER et P.B. CATRYSSSE. Microlens performance limits in sub-2 μ m pixel CMOS image sensors. *Optics Express*, 18(6):5861–5872, 2010. 176
- [127] K. LEE, J. AHN et B. KIM. SNR Performance Comparison of 1,4 μ m Pixel : FSI, Light-guide, and BSI. In *2011 International Image Sensor Workshop (IISW)*, 2011. 176
- [128] A. TOURNIER, F. LEVERD, L. FAVENNEC, C. PERROT, L. PINZELLI, M. GATEFAIT, N. CHERAULT, D. JEANJEAN, JP. CARRERE, F. HIRIGOYEN, L. GRANT et F. ROY. Pixel-to-pixel isolation by deep trench technology : Application to CMOS Image Sensor. In *2011 International Image Sensor Workshop (IISW)*, 2011. 176
- [129] F. MICHELOT, J. and Roy, C. AUGIER, Ricq S., P. BOULENC, Z. ESSA, L. PINZELLI, H. LEININGER, Gatefait M. et Broquin J-E.. Back Illuminated Vertically Pinned Photodiode with in Depth Charge Stockage. In *2011 International Image Sensor Workshop (IISW)*, 2011. 176
- [130] H. TAGUCHI et M. ENOKIDO. Technology of color filter materials for image sensor. In *2011 International Image Sensor Workshop (IISW)*, 2011. 176
- [131] C. MORNET. *Conception de filtres interférentiels couleurs et infrarouge et mesure de la FTM d'un pixel pour capteurs d'images CMOS*. Mémoire de Master, Ecole Nationale Supérieure de Physique Grenoble (ENSPG), 2007. 176
- [132] L. FREY, P. PARREIN, J. RABY, C. PELLÉ, D. HERAULT, M. MARTY et J. MICHAÏLOS. Color filters including infrared cut-off integrated on CMOS image sensor. *Optics Express*, 19(14):13073–13080, 2011. 176
- [133] P. SEITZ et A.J.P. THEUWISSEN. *Single-Photon Imaging*. Springer Series in Optical Sciences, 2011. 176
- [134] H.C. KO, M.P. STOYKOVITCH, J. SONG, V. MALYARCHUK, W.M. CHOI, C-J. YU, J.B. GEDDES, J. XIAO, W. SHUODAO, Y. HUANG et J.A. ROGERS. A hemispherical electronic eye camera based on compressible silicon optoelectronics. *Nature*, 454:748–753, 2008. 177
- [135] C. TUBERT. *Contribution à la réalisation de capteurs de vision 3D à base de technologies d'imageurs CMOS utilisant des photodiodes totalement déplétées*. Thèse CIFRE STMicroelectronics, Institut Supérieur Aéronautique et de l'espace, 2010. 177

Annexe A

Communications

A.1 Publications lors de conférences internationales avec actes

Clémence Mornet, Jérôme Vaillant, Thomas Decroux, Didier Herault, Isabelle Schanen. Evaluation of color error and noise on simulated images. *Digital Photography VI - Proceedings of IS&T/SPIE Electronic Imaging*, Vol.7537, San Jose, Janvier 2010.

Clémence Mornet, Jérôme Vaillant, Thomas Decroux, Nicolas Virollet, Didier Herault, Isabelle Schanen. An Image Quality Evaluation Tool Simulating Image Sensors Including Quantum Efficiency Off-Axis Effect. *Digital Photography VII - Proceedings of IS&T/SPIE Electronic Imaging*, Vol.7876, San Francisco, Janvier 2011.

Clémence Mornet, Donald Baxter, Jérôme Vaillant, Thomas Decroux, Didier Herault, Isabelle Schanen. Toward a Quantitative Visual Noise Evaluation of Sensors and Image Processing Pipes. *Digital Photography VII - Proceedings of IS&T/SPIE Electronic Imaging*, Vol.7876, San Francisco, Janvier 2011.

Jérôme Vaillant, Clémence Mornet, Thomas Decroux, Didier Herault, Isabelle Schanen. Characterization of pixel crosstalk and impact of Bayer patterning by quantum efficiency measurement. *Digital Photography VII - Proceedings of IS&T/SPIE Electronic Imaging*, Vol.7876, San Francisco, Janvier 2011.

A.2 Brevet

Jérôme Vaillant, Clémence Mornet, Thomas Decroux. Procédé de caractérisation de pixels d'un capteur d'image. Enregistré le 10 décembre 2010 sous le numéro 10/60337 (brevet français).

Annexe B

Construction des primaires CIE-XYZ

Trouver trois primaires englobant le spectrum locus n'est pas une difficulté en soit mais cette opération le devient avec les contraintes que se sont imposées les chercheurs dans leur recherche d'un espace optimal :

- Séparer les informations de luminance et de chromaticité : la totalité de l'information de luminance est portée par une primaire unique et par conséquent les deux autres primaires ne portent aucune information de luminance (indépendance des primaires) ;
- Le triangle formé par les trois primaires doit englober totalement les couleurs visibles mais en restant optimum : les trois droites du triangles doivent être tangentes au spectrum locus ;
- la droite qui relie X et Y dans le nouveau triangle demeure la même que celle qui relie R et G dans l'espace CIE-RGB ;
- la somme des primaires X,Y et Z doit donner le point blanc E d'égale énergie comme dans l'espace CIE-RGB.

B.1 L'alychne ou ligne de luminance nulle

Schrödinger démontre l'existence dans l'espace RGB d'un plan de luminance nulle. Judd propose alors par la suite de placer deux des primaires dans ce plan, ce qui signifie que la troisième primaire portera la totalité de l'information de luminance [32]. Toute couleur placée dans ce plan virtuel de luminance nulle aura une de ces trois composantes qui sera négative, la somme des trois composantes étant nulle.

Dans l'espace CIE-RGB dans lequel on connaît la luminance des trois primaires, l'équation du plan de luminance nulle est donc : $L_R r + L_G g + L_B b = 1r + 4,6g + 0,006b = 0$. On cherche alors l'intersection entre ce plan de luminance nulle et le plan qui porte le triangle de Maxwell d'équation $r + g + b = 1$. Cette intersection est une droite que Schrödinger nomme *Alychne* (sans lumière). La projection de l'alychne sur le diagramme CIE-rg (portant le triangle de Maxwell) est donc une droite d'équation : $(L_R - L_B)r + (L_G - L_B)g + L_B = 0$. Si on place les primaires X et Z sur cette droite, elles ne portent aucune luminance et par conséquent la troisième primaire Y porte toute l'information de luminance. La primaire Y est donc la fonction de luminance $V(\lambda)$.

B.2 Un côté en commun

La façon dont fut construite la droite XY est moins claire, Fairman et al. le reconnaissant eux-mêmes [33, 34]. L'explication qu'ils avancent est relativement simple : l'idée initiale est de choisir une droite XY portée par la droite RG. Cependant, certaines composantes bleues sont légèrement négatives suivant cette droite, ce qui a entraîné le choix d'une droite passant par R mais de pente légèrement plus forte (100/99 au lieu de 1). On connaît donc la position de

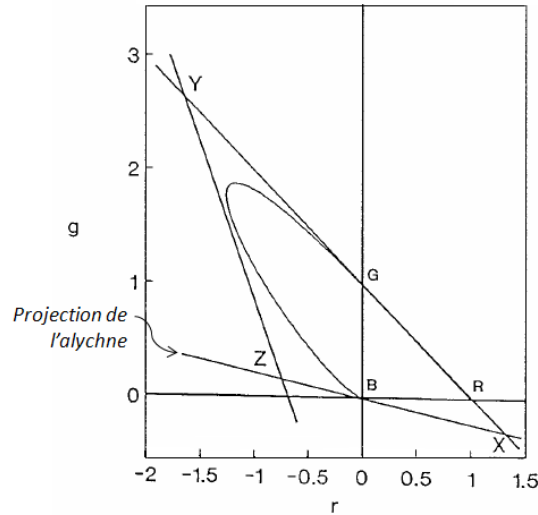


FIGURE B.1 – Représentation du nouveau système XYZ dans le diagramme de chromaticité CIE1931 rg [33].

la primaire X dans l'espace CIE-rg puisqu'elle est située à l'intersection de l'alychne et de cette nouvelle droite portant X et Y. D'où les coordonnées : X(1,2749; -0,2777; 0,0028).

B.3 Des primaires d'égale énergie

La dernière étape consiste à positionner les deux autres primaires Y et Z de telle manière qu'elles conservent le point blanc d'égale énergie E. Mathématiquement, cela correspond à maintenir égales les sommes des trois composantes pour X,Y et Z. On sait que la primaire Z est située sur la projection de l'alychne dans CIE-rg tandis que Y doit respecter $L_{Rr} + L_{Gg} + L_{Bb} = 1$, *i. e.* être située dans ce plan. Il existe une infinité de positions répondant à ce critère. On va donc choisir un couple de positions (Y, Z) tel que la droite reliant les primaires Y et Z soit tangente au spectrum locus. Ce problème de géométrie fut résolu là aussi de façon rétrospectivement peu transparente. Les coordonnées finales des points Y et Z furent respectivement Y(-1,7400; 2,7677; -0,0277) et Z(-0,7430; 0,1408; 1,6022). (Fig. B.1).

B.4 Conclusion

Le résultat de cette construction est ensuite converti en composantes trichromatiques sous la forme d'une matrice $[3 \times 3]$, en respectant $\int x(\lambda)d\lambda = \int y(\lambda)d\lambda = \int z(\lambda)d\lambda = \int V(\lambda)d\lambda$ ce qui permet de fixer les coefficients de proportionnalité :

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,49 & 0,31 & 0,20 \\ 0,18 & 0,81 & 0,01 \\ 0,00 & 0,01 & 0,99 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} R \\ V \\ B \end{bmatrix} \quad (\text{B.1})$$

Annexe C

Calcul des différences de couleur Delta E (CIE 2000)

Soit deux couleurs dans l'espace CIE-L*a*b* de coordonnées (L_1, a_1, b_1) et (L_2, a_2, b_2) . Leur différence de couleur notée ΔE s'exprime selon l'équation suivante :

$$\Delta E = \sqrt{\left(\frac{\Delta L'}{K_L S_L}\right)^2 + \left(\frac{\Delta C'}{K_C S_C}\right)^2 + \left(\frac{\Delta H'}{K_H S_H}\right)^2 + R_T \left(\frac{\Delta C'}{K_C S_C}\right) \left(\frac{\Delta H'}{K_H S_H}\right)}$$

avec

$$\bar{L}' = \frac{L_1 + L_2}{2}$$

$$C_1 = \sqrt{a_1^2 + b_1^2}$$

$$C_2 = \sqrt{a_2^2 + b_2^2}$$

$$\bar{C} = \frac{C_1 + C_2}{2}$$

$$G = \frac{1}{2} \left(1 - \sqrt{\frac{\bar{C}^7}{\bar{C}^7 + 25^7}} \right)$$

$$a'_1 = a_1(1 + G)$$

$$a'_2 = a_2(1 + G)$$

$$C'_1 = \sqrt{a'^2_1 + b'^2_1}$$

$$C'_2 = \sqrt{a'^2_2 + b'^2_2}$$

$$\begin{aligned}
 \bar{C}' &= \frac{C'_1 + C'_2}{2} \\
 h'_1 &= \begin{cases} \arctan\left(\frac{b'_1}{a'_1}\right) & \text{si } \arctan\left(\frac{b'_1}{a'_1}\right) \geq 0 \\ \arctan\left(\frac{b'_1}{a'_1}\right) + 360^\circ & \text{si } \arctan\left(\frac{b'_1}{a'_1}\right) < 0 \end{cases} \\
 h'_2 &= \begin{cases} \arctan\left(\frac{b'_2}{a'_2}\right) & \text{si } \arctan\left(\frac{b'_2}{a'_2}\right) \geq 0 \\ \arctan\left(\frac{b'_2}{a'_2}\right) + 360^\circ & \text{si } \arctan\left(\frac{b'_2}{a'_2}\right) < 0 \end{cases} \\
 \bar{H}' &= \begin{cases} \frac{1}{2}(h'_1 + h'_2 + 360^\circ) & \text{si } |h'_1 - h'_2| > 180^\circ \\ \frac{1}{2}(h'_1 + h'_2) & \text{si } |h'_1 - h'_2| \leq 180^\circ \end{cases} \\
 T &= 1 - 0,17 \cos(\bar{H}' - 30^\circ) + 0,24 \cos(2\bar{H}') + 0,32 \cos(3\bar{H}' + 6^\circ) - 0,20 \cos(4\bar{H}' - 63^\circ) \\
 \Delta h' &= \begin{cases} h'_2 - h'_1 & \text{si } |h'_2 - h'_1| \leq 180^\circ \\ h'_2 - h'_1 + 360^\circ & \text{si } |h'_2 - h'_1| > 180^\circ \text{ et } h'_2 \leq h'_1 \\ h'_2 - h'_1 - 360^\circ & \text{si } |h'_2 - h'_1| > 180^\circ \text{ et } h'_2 > h'_1 \end{cases} \\
 \Delta L' &= L_2 - L_1 \\
 \Delta C' &= C'_2 - C'_1 \\
 \Delta H' &= 2\sqrt{C'_1 C'_2} \sin\left(\frac{\Delta h'}{2}\right) \\
 S_l &= 1 + \frac{0,015(\bar{L}' - 50)^2}{\sqrt{20 + (\bar{L}' - 50)^2}} \\
 S_C &= 1 + 0,045\bar{C}' \\
 S_H &= 1 + 0,015\bar{C}'T \\
 \Delta\theta &= 30 \exp\left(-\left(\frac{\bar{H}' - 275^\circ}{25}\right)\right) \\
 R_C &= \sqrt{\frac{\bar{C}'^7}{\bar{C}'^7 + 25^7}} \\
 R_T &= -2R_C \sin(2\Delta\theta) \\
 K_L &= 1 \\
 K_C &= 1 \\
 K_H &= 1
 \end{aligned}$$

Annexe D

Transformation de l'espace sRGB à XYZ(D50)

Cette Annexe donne un exemple de calcul de la matrice de transformation d'un espace colorimétrique à un autre en utilisant une transformation d'adaptation chromatique. Ainsi, nous allons donner les étapes de calcul pour passer de l'espace colorimétrique sRGB, défini par un point blanc sous D65 (espace classique dans lequel sont capturées les images) à l'espace XYZ sous l'illuminant standard D50 (une imprimante étant généralement calibrée pour un illuminant standard D50).

D.1 Passage de l'espace sRGB à l'espace XYZ(D65)

L'espace sRGB est défini avec un point blanc sous D65 de coordonnées,

$$\begin{bmatrix} x_w \\ y_w \\ z_w \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,3127 \\ 0,3290 \\ 0,3583 \end{bmatrix}$$

et de coordonnées normalisées,

$$\begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,9504 \\ 1,0000 \\ 1,0890 \end{bmatrix}$$

et des primaires de coordonnées

$$\begin{bmatrix} x_R \\ y_R \\ z_R \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,6400 \\ 0,3300 \\ 0,0300 \end{bmatrix} ; \begin{bmatrix} x_G \\ y_G \\ z_G \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,3000 \\ 0,6000 \\ 0,1000 \end{bmatrix} ; \begin{bmatrix} x_B \\ y_B \\ z_B \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,1500 \\ 0,0600 \\ 0,7900 \end{bmatrix} .$$

On commence par linéariser en passant de l'espace sRGB à l'espace *Linear* RGB de 0 à 1 (par exemple en divisant par 255 et en appliquant la fonction inverse du gamma appliqué à l'image). On cherche alors la matrice de passage M telle que,

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = [M] \cdot \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad (\text{D.1})$$

On montre que la matrice M se calcule de la sorte,

$$[M] = \begin{bmatrix} S_R X_R & S_G X_G & S_B X_B \\ S_R Y_R & S_G Y_G & S_B Y_B \\ S_R Z_R & S_G Z_G & S_B Z_B \end{bmatrix} \quad (\text{D.2})$$

avec pour $i = \{R, G, B\}$,

$$\begin{aligned} X_i &= \frac{x_i}{y_i} \\ Y_i &= 1 \\ Z_i &= \frac{1 - x_i - y_i}{y_i} \end{aligned}$$

et

$$\begin{bmatrix} S_R \\ S_G \\ S_B \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X_R & X_G & X_B \\ Y_R & Y_G & Y_B \\ Z_R & Z_G & Z_B \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \end{bmatrix}$$

D'où l'expression de la matrice de passage de RGB à XYZ (D65) :

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,4124 & 0,3576 & 0,1805 \\ 0,2126 & 0,7152 & 0,0722 \\ 0,0193 & 0,1192 & 0,9504 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad (\text{D.3})$$

D.2 Transformation chromatique : XYZ(D65) à XYZ(D50)

A travers cette transformation d'adaptation chromatique, on cherche à passer d'une couleur *source* (sous D65) à une couleur *destination* (sous D50) grâce à une transformation linéaire dépendante des points blancs de référence source et destination de coordonnées normalisées suivantes,

$$\begin{bmatrix} X_{w(D65)} \\ Y_{w(D65)} \\ Z_{w(D65)} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,9504 \\ 1,0000 \\ 1,0890 \end{bmatrix} ; \quad \begin{bmatrix} X_{w(D50)} \\ Y_{w(D50)} \\ Z_{w(D50)} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,9642 \\ 1,0000 \\ 0,8253 \end{bmatrix} ;$$

On cherche la matrice de passage M telle que,

$$\begin{bmatrix} X_{D50} \\ Y_{D50} \\ Z_{D50} \end{bmatrix} = [M] \cdot \begin{bmatrix} X_{D65} \\ Y_{D65} \\ Z_{D65} \end{bmatrix} \quad (\text{D.4})$$

L'idée est de réaliser la transformation XYZ à un espace des cônes LMS, de normer les vecteurs en fonction des coordonnées des points blancs de référence source et destination puis d'appliquer la transformation inverse pour retourner à l'espace XYZ.

$$[M] = [M_A]^{-1} \cdot \begin{bmatrix} L_{D50}/L_{D65} & 0 & 0 \\ 0 & M_{D50}/M_{D65} & 0 \\ 0 & 0 & S_{D50}/S_{D65} \end{bmatrix} [M_A] \quad (\text{D.5})$$

avec

$$\begin{bmatrix} L_{D65} \\ M_{D65} \\ S_{D65} \end{bmatrix} = [M_A] \cdot \begin{bmatrix} X_{w(D65)} \\ Y_{w(D65)} \\ Z_{w(D65)} \end{bmatrix} \text{ et } \begin{bmatrix} L_{D50} \\ M_{D50} \\ S_{D50} \end{bmatrix} = [M_A] \cdot \begin{bmatrix} X_{w(D50)} \\ Y_{w(D50)} \\ Z_{w(D50)} \end{bmatrix}$$

La différence entre les méthodes d'adaptation de Bradford, Von Kries ou XYZ Scaling réside dans la définition de la matrice M_A . Pour notre exemple, nous utiliserons l'adaptation chromatique de Bradford (utilisée par le logiciel Photoshop) donnée par la matrice suivante,

$$[M_A] = \begin{bmatrix} 0,8951000 & 0,2664000 & -0,1614000 \\ -0,7502000 & 1,7135000 & 0,0367000 \\ 0,0389000 & -0,0685000 & 1,0296000 \end{bmatrix} \quad (\text{D.6})$$

D'où l'expression de la matrice de transformation (D65 à D50) :

$$\begin{bmatrix} X_{D50} \\ Y_{D50} \\ Z_{D50} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1,0478 & 0,0229 & -0,0501 \\ 0,0296 & 0,9905 & -0,0171 \\ -0,0092 & 0,0150 & 0,7521 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} X_{D65} \\ Y_{D65} \\ Z_{D65} \end{bmatrix} \quad (\text{D.7})$$

D.3 De sRGB à XYZ(D50)

Finalement, une image sRGB peut être convertie dans l'espace XYZ(D50) après linéarisation par l'équation suivante :

$$\begin{bmatrix} X_{D50} \\ Y_{D50} \\ Z_{D50} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1,0478 & 0,0229 & -0,0501 \\ 0,0296 & 0,9905 & -0,0171 \\ -0,0092 & 0,0150 & 0,7521 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} 0,4124 & 0,3576 & 0,1805 \\ 0,2126 & 0,7152 & 0,0722 \\ 0,0193 & 0,1192 & 0,9504 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad (\text{D.8})$$

D'où l'expression de la matrice de passage,

$$\begin{bmatrix} X_{D50} \\ Y_{D50} \\ Z_{D50} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,4360 & 0,3851 & 0,1431 \\ 0,2225 & 0,7169 & 0,0606 \\ 0,0139 & 0,0971 & 0,7142 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad (\text{D.9})$$

Annexe E

Les 12 principes énoncés par Hunt en 1996

1. *The model should be as comprehensive as possible, so that it can be used in a variety of applications ; but at this stage, only static states of adaptation should be included, because of the great complexity of dynamic effects.*

2. *The model should cover a wide range of stimulus intensities, from very dark object colours to very bright self-luminous colour. This means that the dynamic response function must have a maximum, and cannot be a simple logarithmic or power function.*

3. *The model should cover a wide range of adapting intensities, from very low scotopic levels, such as occur in starlight, to very high photopic levels, such as occur in sunlight. This means that rod vision should be included in the model ; but because many applications will be such that rod vision is negligible, the model should be usable in a mode that does not include rod vision.*

4. *The model should cover a wide range of viewing conditions, including backgrounds of different luminance factors, and dark, dim, and average surrounds. It is necessary to cover the different surrounds because of their widespread use in projected and self-luminous displays.*

5. *For ease of use, the spectral sensitivities of the cones should be a linear transformation of the CIE x , y , z or x_{10} , y_{10} , z_{10} functions, and the $V'(\lambda)$ function should be used for the spectral sensitivity of the rods. Because scotopic photometric data is often unknown, methods of providing approximate scotopic values should be provided.*

6. *The model should be able to provide for any degree of adaptation between complete and none, for cognitive factors, and for the Helson-Judd effect, as options.*

7. *The model should give predictions of hue (both as hue-angle, and as hue-quadrature), brightness, lightness, saturation, chroma, and colourfulness.*

8. *The model should be capable of being operated in a reverse mode.*

9. *The model should be no more complicated than is necessary to meet the above requirements.*

10. *Any simplified version of the model, intended for particular applications, should give the same predictions as the complete model for some specified set of conditions.*

11. *The model should give predictions of colour appearance that are not appreciably worse than those given by the model that is best in each application.*

12. *A version of the model should be available for application to unrelated colours (those seen in dark surrounds in isolation from other colours).*

Annexe F

CIECAM97 et CIECAM02

F.1 CIECAM97

Les données d'entrée du modèle CIECAM97s sont :

- La luminance du champ de visualisation (viewing field), L_A en cd/m^2 (en général 20% de la luminance du blanc dans le champ d'adaptation),
- Les valeurs relatives XYZ de l'échantillon dans les conditions d'origine,
- Les valeurs relatives du blanc, $X_w Y_w Z_w$, dans les conditions d'origine,
- La luminance relative du fond Y_b dans les conditions d'origine.

On peut aussi ajouter les constantes suivantes :

- c , pour l'impact de l'environnement (surround),
- N_c , facteur d'induction chromatique,
- F_{LL} , facteur de contraste lumineux (lightness),
- F , un facteur pour le degré d'adaptation.

Ces facteurs doivent être sélectionnés dans la table F.1. Toutes les valeurs tri-chromatiques sont obtenues à partir du standard de l'observateur colorimétrique 2° de la CIE 1931. Notons que les environnements d'observation pour lesquels la luminance relative est supérieure ou approximativement égale à 20% du blanc sont considérés comme « average », moins de 20%, comme “dim” et à 0% ils sont considérés comme “dark”.

F.1.1 Transformation d'adaptation chromatique CAT

Une première transformation est utilisée pour passer des conditions de visualisation source aux couleurs correspondantes dans les conditions de visualisation de référence. Cette première transformation peut se traduire par les matrices suivantes :

$$\begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} = M_B \cdot \begin{bmatrix} X/Y \\ Y/Y \\ Z/Y \end{bmatrix} \quad (F.1)$$

avec

$$M_B = \begin{bmatrix} 0,8951 & 0,2664 & -0,1614 \\ -0,7502 & 1,7135 & 0,0367 \\ 0,0389 & -0,0685 & 1,0296 \end{bmatrix} \quad (F.2)$$

TABLE F.1 – SÉLECTION DES PARAMÈTRES DU CIECAM97.

Conditions d'observation	c	N_c	F_{LL}	F
Average ($>4^\circ$)	0,69	1,0	0,0	1,0
Average	0,69	1,0	1,0	1,0
Dim	0,59	1,1	1,0	0,9
Dark	0,525	0,8	1,0	0,9
Cut-Sheet	0,41	0,8	1,0	0,9

La transformation d'adaptation chromatique est alors de type Von Kries avec une non-linéarité exponentielle sur les petites longueurs d'onde. Elle se traduit par les équations F.3. La variable D est utilisée pour spécifier le degré d'adaptation. D est mis à 1,0 pour une adaptation totale ou pour la réduction de la prise en compte de l'illuminant (cas typique des matériaux réfléchissants). Si on ne prend en compte aucune adaptation, D est mis à 0. Les valeurs intermédiaires de D correspondent à divers degrés d'adaptation chromatique. L'équation F.4 permet le calcul des ces valeurs intermédiaires de D pour des conditions variées de niveaux de luminance et de conditions d'environnement.

$$\begin{aligned} R_c &= \left(D \left(\frac{1.0}{R_W} \right) + 1 - D \right) R \\ G_c &= \left(D \left(\frac{1.0}{G_W} \right) + 1 - D \right) G \\ B_c &= \left(D \left(\frac{1.0}{B_W^p} \right) + 1 - D \right) |B|^p \\ p &= \left(\frac{B_W}{1.0} \right)^{0.0834} \end{aligned} \quad (\text{F.3})$$

avec

$$D = F - \frac{F}{1 + 2 \left(L_A^{1/4} \right) + \frac{(L_A^2)}{300}} \quad (\text{F.4})$$

D'autres facteurs doivent aussi être calculés (Eq. F.5). Ces équation incluent un facteur d'adaptation au niveau de luminance F_L , des facteurs d'induction (*brightness-chromatic* et *brightness-background*), N_{bb} et N_{cb} et une non-linéarité exponentielle z qui dépendent tous les trois de la luminance relative du fond Y_b .

$$\begin{aligned} k &= \frac{1}{5L_A + 1} \\ F_L &= 0.2k^4(5L_A) + 0.1(1 - k^4)^2(5L_A)^{1/3} \\ n &= \frac{Y_b}{Y_W} \\ N_{bb} &= N_{cb} = 0.725 \left(\frac{1}{n} \right)^{0.2} \\ z &= 1 + F_{LL} n^{1/2} \end{aligned} \quad (\text{F.5})$$

Les signaux post-adaptation de l'échantillon (et du blanc) sont alors transformés à l'aide de la formule de réponse des cônes de Hunt-Pointer-Estevez afin d'obtenir les composantes R'_a , G'_a et B'_a .

$$\begin{bmatrix} R' \\ G' \\ B' \end{bmatrix} = M_H M_B^{-1} \cdot \begin{bmatrix} R_c Y \\ G_c Y \\ B_c Y \end{bmatrix} \quad (\text{F.6})$$

avec

$$M_H = \begin{bmatrix} 0,38971 & 0,68898 & -0,07868 \\ -0,22981 & 1,18340 & 0,04641 \\ 0,00000 & 0,00000 & 1,00000 \end{bmatrix} \quad (\text{F.7})$$

et

$$\begin{aligned}
 R'_a &= \frac{40 \left(\frac{F_L R'}{100} \right)^{0,73}}{\left(\frac{F_L R'}{100} \right)^{0,73} + 2} + 1 \\
 G'_a &= \frac{40 \left(\frac{F_L G'}{100} \right)^{0,73}}{\left(\frac{F_L G'}{100} \right)^{0,73} + 2} + 1 \\
 B'_a &= \frac{40 \left(\frac{F_L B'}{100} \right)^{0,73}}{\left(\frac{F_L B'}{100} \right)^{0,73} + 2} + 1
 \end{aligned} \tag{F.8}$$

F.1.2 Les attributs d'apparence

Les dimensions antagonistes rouge-vert et jaune-bleu sont d'abord calculées selon les équations suivantes :

$$\begin{aligned}
 a &= R'_a - \frac{12}{11} G'_a + \frac{1}{11} B'_a \\
 b &= \frac{1}{9} (R'_a + G'_a - 2B'_a)
 \end{aligned} \tag{F.9}$$

On calcule également la réponse achromatique pour l'échantillon A (et le blanc, A_W) :

$$A = (2R'_a + G'_a + \frac{1}{20} B'_a - 2,05) N_{bb} \tag{F.10}$$

On est alors en mesure de calculer tous les attributs d'apparence du modèle.

La teinte angulaire, *hue*

$$h = \arctan \left(\frac{b}{a} \right) \tag{F.11}$$

La clarté, *Lightness*

$$J = 100 \left(\frac{A}{A_W} \right)^{cz} \tag{F.12}$$

La brillance, *Brightness*

$$Q = \left(\frac{1,24}{c} \right) \left(\frac{J}{100} \right)^{0,67} (A_W + 3)^{0,9} \tag{F.13}$$

La chromaticité, *Chroma*

$$C = 2,44 s^{0,69} \left(\frac{J}{100} \right)^{0,67n} (1,64 - 0,29^n) \tag{F.14}$$

Le niveau de coloration, *Colourfulness*

$$M = C F_L^{0,15} \tag{F.15}$$

La saturation, *Saturation*

$$s = \frac{50(a^2 + b^2)^{1/2} 100 \exp \left(\frac{10}{13} \right) N_c N_{cb}}{R'_a + G'_a + \frac{21}{20} B'_a} \tag{F.16}$$

Ce modèle est inversible, *i.e.* qu'à partir des attributs d'apparence, des conditions de visualisation et des paramètres il est possible de remonter aux coordonnées XYZ de l'échantillon dans les conditions d'origine. Un modèle plus complet, le CIECAM97c a ensuite été proposé. Il doit être utilisé si les phénomènes liés aux effets de Helson-Judd ou de Helmholtz-Kohlrausch sont importants.

TABLE F.2 – SÉLECTION DES PARAMÈTRES DU CIECAM02.

Conditions d'observation	c	N _c	F
Average	0,69	1,0	1,0
Dim	0,59	0,95	0,9
Dark	0,525	0,8	0,8

F.2 CIECAM02

Le modèle CIECAM02 a été construit à partir du CIECAM97s, afin d'apporter des optimisations. Nous allons donc simplement décrire les différences du CAM02 par rapport au CAM97s. Les données d'entrée du modèle sont les mêmes que pour le CIECAM97s. Les paramètres à l'environnement (c, pour l'impact de l'environnement, N_c, facteur d'induction chromatique, et F, degré d'adaptation) sont donnés par la Table F.2.

F.2.1 Transformation d'adaptation chromatique CAT

Les facteurs d'induction du fond n , les facteurs d'induction (*brightness-chromatic et brightness-background*) N_{bb} et N_{cb} et la non-linéarité exponentielle z sont calculés à partir des équations suivantes :

$$\begin{aligned}
 k &= \frac{1}{5L_A + 1} \\
 F_L &= 0,2k^4(5L_A) + 0,1(1 - k^4)^2(5L_A)^{1/3} \\
 n &= \frac{Y_b}{Y_W} \\
 N_{bb} &= N_{cb} = 0,725 \left(\frac{1}{n} \right)^{0,2} \\
 z &= 1,48 + \sqrt{n}
 \end{aligned} \tag{F.17}$$

Le facteur D ou degré d'adaptation est une fonction de l'environnement L_A . En théorie, il peut prendre les valeurs de 0, pour la non adaptation à 1 pour une adaptation complète au point blanc. En pratique, la valeur minimale de D est de 0.65 pour un environnement d'observation sombre (dark) et converge exponentiellement vers 1 pour les environnements de jour (average) avec l'augmentation de L_A .

$$D = F \left(1 - \frac{1}{3,6} \exp \left(\frac{-L_A - 42}{92} \right) \right) \tag{F.18}$$

La transformation d'adaptation chromatique peut s'écrire :

$$\begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} = M_{CAT02} \cdot \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} \tag{F.19}$$

avec

$$M_{CAT02} = \begin{bmatrix} 0,7328 & 0,4296 & -0,1624 \\ -0,7036 & 1,6975 & 0,0061 \\ 0,0030 & 0,0136 & 0,9834 \end{bmatrix} \tag{F.20}$$

On calcule alors les coordonnées $R_c G_c B_c$ représentant les couleurs correspondantes à un illuminant de même énergie :

$$\begin{aligned}
 R'_c &= \left(\frac{Y_W}{R_W} D + (1 - D) \right) R \\
 G'_c &= \left(\frac{Y_W}{G_W} D + (1 - D) \right) G \\
 B'_c &= \left(\frac{Y_W}{B_W} D + (1 - D) \right) B
 \end{aligned} \tag{F.21}$$

Les coordonnées finales sont données par l'équation suivante :

$$\begin{bmatrix} R' \\ G' \\ B' \end{bmatrix} = M_H M_{CAT02}^{-1} \cdot \begin{bmatrix} R_c \\ G_c \\ B_c \end{bmatrix} \quad (\text{F.22})$$

et

$$\begin{aligned} R'_a &= \frac{400 \left(\frac{F_L R'}{100} \right)^{0,42}}{\left(\frac{F_L R'}{100} \right)^{0,42} + 27,13} + 0,1 \\ G'_a &= \frac{400 \left(\frac{F_L G'}{100} \right)^{0,42}}{\left(\frac{F_L G'}{100} \right)^{0,42} + 27,13} + 0,1 \\ B'_a &= \frac{400 \left(\frac{F_L B'}{100} \right)^{0,42}}{\left(\frac{F_L B'}{100} \right)^{0,42} + 27,13} + 0,1 \end{aligned} \quad (\text{F.23})$$

F.2.2 Les attributs d'apparence

Les dimensions antagonistes rouge-vert et jaune-bleu sont d'abord calculées selon les équations suivantes (idem CAM97s) :

$$\begin{aligned} a &= R'_a - \frac{12}{11} G'_a + \frac{1}{11} B'_a \\ b &= \frac{1}{9} (R'_a + G'_a - 2B'_a) \end{aligned} \quad (\text{F.24})$$

On calcule également la réponse achromatique pour l'échantillon A (et le blanc, A_W) :

$$A = (2R'_a + G'_a + \frac{1}{20} B'_a - 0,305) N_{bb} \quad (\text{F.25})$$

On est alors en mesure de calculer tous les attributs d'apparence du modèle.

La teinte angulaire, *hue* (idem CAM97)

$$h = \arctan \left(\frac{b}{a} \right) \quad (\text{F.26})$$

La clarté, *Lightness* (idem CAM97)

$$J = 100 \left(\frac{A}{A_W} \right)^{cz} \quad (\text{F.27})$$

La brillance, *Brightness*

$$Q = \left(\frac{4}{c} \right) \left(\frac{J}{100} \right) (A_W + 4) F_L^{0,25} \quad (\text{F.28})$$

La chromaticité, *Chroma*

$$C = t^{0,9} \sqrt{\frac{J}{100}} (1,64 - 0,29^n)^{0,73} \quad (\text{F.29})$$

Avec

$$t = \frac{\frac{50000}{13} N_c N_{cb} e_t \sqrt{a^2 + b^2}}{R'_a + G'_a + \frac{21}{20} B'_a} \quad (\text{F.30})$$

et

$$e_t = \frac{1}{4} \left(\cos \left(h \frac{\pi}{180} + 2 \right) + 3,8 \right) \quad (\text{F.31})$$

Le niveau de coloration, *Colourfulness*

$$M = CF_L^{0,25} \tag{F.32}$$

La saturation, *Saturation*

$$s = 100\sqrt{\frac{M}{Q}} \tag{F.33}$$

Ce modèle est inversible. Rappelons qu'aux deux modèles CIECAM97s et CIECAM02, on peut associer la distance couleur CIE ΔE_{2000} (Annexe C).

Annexe G

Calcul analytique du SNR après interpolation MalHeCut et correction couleur

		G _{R13}	R ₁₄		
	G _{B22}	B ₂₃	G _{B24}	B ₂₅	
G _{R31}	R ₃₂	G _{R33}	R ₃₄	G _{R35}	R ₃₆
B ₄₁	G _{B42}	B ₄₃	G _{B44}	B ₄₅	G _{B46}
	R ₅₂	G _{R53}	R ₅₄	G _{R55}	
		B ₆₃	G _{B64}		

Notation : Le pixel rouge sera noté R , le pixel Bleu, B le pixel Vert-Rouge G_R et le pixel Vert-Bleu G_B et la valeur de la composante Rouge sur un pixel Vert-Rouge sera notée $R@G_R$. Les termes après correction couleur sont notés par un prime '.

Le modèle de la reconstruction couleur (après balance des blancs) peut s'exprimer comme suit.

$$\left\{ \begin{array}{lcl} R'_{\text{interp}}@R & = & c_{RR}R@R + c_{GR}G@R + c_{BR}B@R \\ R'_{\text{interp}}@G_R & = & c_{RR}R@G_R + c_{GR}G@G_R + c_{BR}B@GR \\ R'_{\text{interp}}@G_B & = & c_{RR}R@G_B + c_{GR}G@G_B + c_{BR}B@GB \\ R'_{\text{interp}}@B & = & c_{RR}R@B + c_{GR}G@B + c_{BR}B@B \end{array} \right.$$

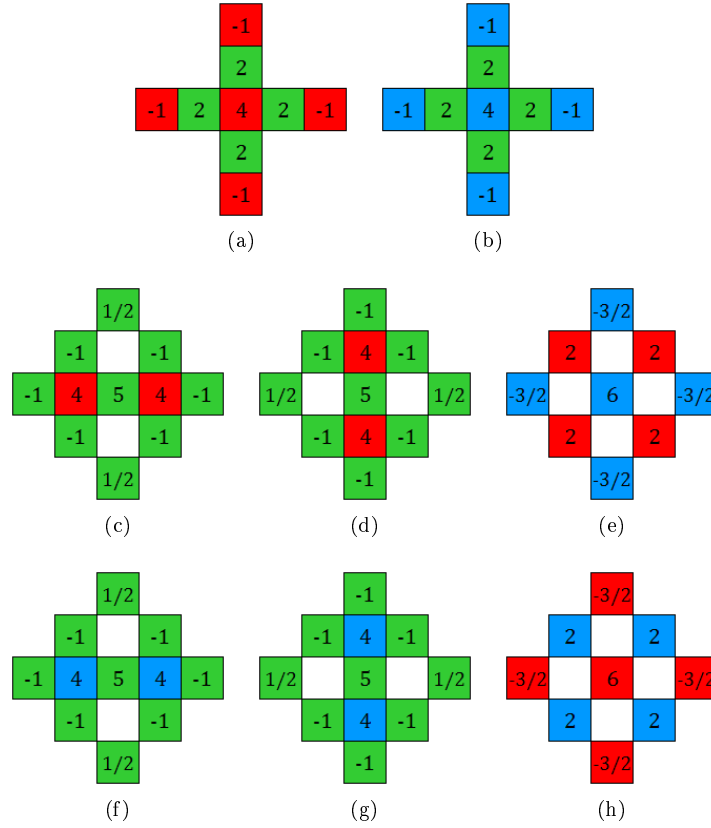


FIGURE G.1 – Coefficients d'interpolation de la méthode MalHeCut d'un motif de Bayer pour les composantes (a) Verte sur un pixel Rouge ($G@R$) (b) Verte sur un pixel Bleu ($G@B$) (c) Rouge sur un pixel Vert-Rouge ($R@G_R$) (d) Rouge sur un pixel Vert-Bleu ($R@G_B$) (e) Rouge sur un pixel Bleu ($R@B$) (f) Bleu sur un pixel Vert-Bleu ($B@G_B$) (g) Bleu sur un pixel Vert-Rouge ($B@G_R$) (h) Bleu sur un pixel Rouge ($B@R$).

On obtient donc pour l'interpolation MalHeCut (Fig. G.1) [55] :

$$\left\{ \begin{array}{l} R'_{\text{interp}} @R = (c_{RR} + \frac{c_{GR}}{2} + \frac{3c_{BR}}{4})R_{34} - (\frac{c_{GR}}{8} + \frac{3c_{BR}}{16})(R_{14} + R_{32} + R_{36} + R_{54}) \\ \quad + \frac{c_{GR}}{4}(G_{R33} + G_{R35}) + \frac{c_{GR}}{4}(G_{B24} + G_{B44}) + \frac{c_{BR}}{4}(B_{23} + B_{25} + B_{43} + B_{45}) \\ R'_{\text{interp}} @G_R = \frac{c_{RR}}{2}(R_{32} + R_{34}) + (\frac{5c_{RR}}{8} + c_{GR} + \frac{5c_{BR}}{8})G_{R33} + (\frac{c_{RR}}{16} - \frac{c_{BR}}{8})(G_{R13} + G_{R53}) \\ \quad + (-\frac{c_{RR}}{8} + \frac{c_{BR}}{16})(G_{R31} + G_{R35}) - (\frac{c_{RR}}{8} + \frac{c_{BR}}{8})(G_{B22} + G_{B24} + G_{B42} + G_{B44}) + \frac{c_{BR}}{2}(B_{23} + B_{43}) \\ R'_{\text{interp}} @G_B = \frac{c_{RR}}{2}(R_{34} + R_{54}) - (\frac{c_{RR}}{8} + \frac{c_{BR}}{8})(G_{R33} + G_{R35} + G_{R53} + G_{R55}) + (\frac{5c_{RR}}{8} + c_{GR} + \frac{5c_{BR}}{8})G_{B44} \\ \quad + (\frac{c_{RR}}{16} - \frac{c_{BR}}{8})(G_{B42} + G_{B46}) + (-\frac{c_{RR}}{8} + \frac{c_{BR}}{16})(G_{B24} + G_{B64}) + \frac{c_{BR}}{2}(B_{43} + B_{45}) \\ R'_{\text{interp}} @B = \frac{c_{RR}}{4}(R_{32} + R_{34} + R_{52} + R_{54}) + \frac{c_{GR}}{4}(G_{R33} + G_{R53}) + \frac{c_{GR}}{4}(G_{B42} + G_{B44}) \\ \quad + (\frac{3c_{RR}}{4} + \frac{c_{GR}}{2} + c_{BR})B_{43} - (\frac{c_{GR}}{8} + \frac{3c_{RR}}{16})(B_{23} + B_{41} + B_{45} + B_{63}) \end{array} \right.$$

$$\left\{ \begin{array}{l} (\sigma_{R' \text{interp} @R})^2 = ((c_{RR} + \frac{c_{GR}}{2} + \frac{3c_{BR}}{4})^2 + 4(\frac{c_{GR}}{8} + \frac{3c_{BR}}{16})^2)\sigma_R^2 + 2(\frac{c_{GR}}{4})^2\sigma_{G_R}^2 + 2(\frac{c_{GR}}{4})^2\sigma_{G_B}^2 + 4(\frac{c_{BR}}{4})^2\sigma_B^2 \\ (\sigma_{R' \text{interp} @G_R})^2 = 2(\frac{c_{RR}}{2})^2\sigma_R^2 + ((\frac{5c_{RR}}{8} + c_{GR} + \frac{5c_{BR}}{8})^2 + 2(\frac{c_{RR}}{16} - \frac{c_{BR}}{8})^2 + 2(-\frac{c_{RR}}{8} + \frac{c_{BR}}{16})^2)\sigma_{G_R}^2 \\ \quad + 4(\frac{c_{RR}}{8} + \frac{c_{BR}}{8})^2\sigma_{G_B}^2 + 2(\frac{c_{BR}}{2})^2\sigma_B^2 \\ (\sigma_{R' \text{interp} @G_B})^2 = 2(\frac{c_{RR}}{2})^2\sigma_R^2 + 4(\frac{c_{RR}}{8} + \frac{c_{BR}}{8})^2\sigma_{G_R}^2 + ((\frac{5c_{RR}}{8} + c_{GR} + \frac{5c_{BR}}{8})^2 + 2(\frac{c_{RR}}{16} - \frac{c_{BR}}{8})^2 \\ \quad + 2(-\frac{c_{RR}}{8} + \frac{c_{BR}}{16})^2)\sigma_{G_B}^2 + 2(\frac{c_{BR}}{2})^2\sigma_B^2 \\ (\sigma_{R' \text{interp} @B})^2 = 4(\frac{c_{RR}}{4})^2\sigma_R^2 + 2(\frac{c_{GR}}{4})^2\sigma_{G_R}^2 + 2(\frac{c_{GR}}{4})^2\sigma_{G_B}^2 + ((\frac{3c_{RR}}{4} + \frac{c_{GR}}{2} + c_{BR})^2 + 4(\frac{3c_{RR}}{16} + \frac{c_{GR}}{8})^2)\sigma_B^2 \end{array} \right.$$

On obtient alors :

$$\begin{aligned} (\sigma_{R' \text{interp}})^2 &= (\frac{9c_{RR}^2}{16} + \frac{5c_{GR}^2}{64} + \frac{45c_{BR}^2}{256} + \frac{c_{RR}c_{GR}}{4} + \frac{3c_{RR}c_{BR}}{8} + \frac{15c_{GR}c_{BR}}{64})\sigma_R^2 \\ &\quad + (\frac{63c_{RR}^2}{512} + \frac{5c_{GR}^2}{16} + \frac{63c_{BR}^2}{512} + \frac{5c_{RR}c_{GR}}{16} + \frac{27c_{RR}c_{BR}}{128} + \frac{5c_{GR}c_{BR}}{16})(\sigma_{G_R}^2 + \sigma_{G_B}^2) \\ &\quad + (\frac{45c_{RR}^2}{256} + \frac{5c_{GR}^2}{64} + \frac{9c_{BR}^2}{16} + \frac{15c_{RR}c_{GR}}{64} + \frac{3c_{RR}c_{BR}}{8} + \frac{c_{GR}c_{BR}}{4})\sigma_B^2 \end{aligned}$$

On fait le même calcul pour les canaux Vert et Bleu interpolés après correction couleur :

$$\begin{aligned} (\sigma_{G' \text{interp}})^2 &= (\frac{9c_{RG}^2}{16} + \frac{5c_{GG}^2}{64} + \frac{45c_{BG}^2}{256} + \frac{c_{RG}c_{GG}}{4} + \frac{3c_{RG}c_{BG}}{8} + \frac{15c_{GG}c_{BG}}{64})\sigma_R^2 \\ &\quad + (\frac{63c_{RG}^2}{512} + \frac{5c_{GG}^2}{16} + \frac{63c_{BG}^2}{512} + \frac{5c_{RG}c_{GG}}{16} + \frac{27c_{RG}c_{BG}}{128} + \frac{5c_{GG}c_{BG}}{16})(\sigma_{G_R}^2 + \sigma_{G_B}^2) \\ &\quad + (\frac{45c_{RG}^2}{256} + \frac{5c_{GG}^2}{64} + \frac{9c_{BG}^2}{16} + \frac{15c_{RG}c_{GG}}{64} + \frac{3c_{RG}c_{BG}}{8} + \frac{c_{GG}c_{BG}}{4})\sigma_B^2 \\ (\sigma_{B' \text{interp}})^2 &= (\frac{9c_{RB}^2}{16} + \frac{5c_{GB}^2}{64} + \frac{45c_{BB}^2}{256} + \frac{c_{RB}c_{GB}}{4} + \frac{3c_{RB}c_{BB}}{8} + \frac{15c_{GB}c_{BB}}{64})\sigma_R^2 \\ &\quad + (\frac{63c_{RB}^2}{512} + \frac{5c_{GB}^2}{16} + \frac{63c_{BB}^2}{512} + \frac{5c_{RB}c_{GB}}{16} + \frac{27c_{RB}c_{BB}}{128} + \frac{5c_{GB}c_{BB}}{16})(\sigma_{G_R}^2 + \sigma_{G_B}^2) \\ &\quad + (\frac{45c_{RB}^2}{256} + \frac{5c_{GB}^2}{64} + \frac{9c_{BB}^2}{16} + \frac{15c_{RB}c_{GB}}{64} + \frac{3c_{RB}c_{BB}}{8} + \frac{c_{GB}c_{BB}}{4})\sigma_B^2 \end{aligned}$$

Le bruit sur la luminance après interpolation et après correction couleur peut donc être déduit :

$$\left\{ \begin{array}{lcl} Y'@R & = & \alpha_R R@R + \alpha_G G@R + \alpha_B B@R \\ Y'@G_R & = & \alpha_R R@G_R + \alpha_G G@G_R + \alpha_B B@G_R \\ Y'@G_B & = & \alpha_R R@G_B + \alpha_G G@G_B + \alpha_B B@G_B \\ Y'@B & = & \alpha_R R@B + \alpha_G G@B + \alpha_B B@B \end{array} \right.$$

$$\text{Avec} \left\{ \begin{array}{l} \alpha_R = \beta_R c_{RR} + \beta_G c_{RG} + \beta_B c_{RB} \\ \alpha_G = \beta_R c_{GR} + \beta_G c_{GG} + \beta_B c_{GB} \\ \alpha_B = \beta_R c_{BR} + \beta_G c_{BG} + \beta_B c_{BB} \end{array} \right.$$

D'où,

$$\left\{ \begin{array}{l} (\sigma_{Y'@R})^2 = (\alpha_R \sigma_{R@R})^2 + (\alpha_G \sigma_{G@R})^2 + (\alpha_B \sigma_{B@R})^2 \\ \quad + 2\alpha_R \alpha_G \text{cov}(R@R, G@R) + 2\alpha_R \alpha_B \text{cov}(R@R, B@R) + 2\alpha_G \alpha_B \text{cov}(G@R, B@R) \\ (\sigma_{Y'@G_R})^2 = (\alpha_R \sigma_{R@G_R})^2 + (\alpha_G \sigma_{G@G_R})^2 + (\alpha_B \sigma_{B@G_R})^2 + 2\alpha_R \alpha_G \text{cov}(R@G_R, G@G_R) \\ \quad + 2\alpha_R \alpha_B \text{cov}(R@G_R, B@G_R) + 2\alpha_G \alpha_B \text{cov}(G@G_R, B@G_R) \\ (\sigma_{Y'@G_B})^2 = (\alpha_R \sigma_{R@G_B})^2 + (\alpha_G \sigma_{G@G_B})^2 + (\alpha_B \sigma_{B@G_B})^2 + 2\alpha_R \alpha_G \text{cov}(R@G_B, G@G_B) \\ \quad + 2\alpha_R \alpha_B \text{cov}(R@G_B, B@G_B) + 2\alpha_G \alpha_B \text{cov}(G@G_B, B@G_B) \\ (\sigma_{Y'@B})^2 = (\alpha_R \sigma_{R@B})^2 + (\alpha_G \sigma_{G@B})^2 + (\alpha_B \sigma_{B@B})^2 \\ \quad + 2\alpha_R \alpha_G \text{cov}(R@B, G@B) + 2\alpha_R \alpha_B \text{cov}(R@B, B@B) + 2\alpha_G \alpha_B \text{cov}(G@B, B@B) \end{array} \right.$$

$$\text{Avec} \left\{ \begin{array}{l} \sigma_{R@R} = \sigma_R \\ \sigma_{G@R} = \sqrt{\frac{5}{16}\sigma_R^2 + \frac{1}{8}\sigma_{G_R}^2 + \frac{1}{8}\sigma_{G_B}^2} \\ \sigma_{B@R} = \sqrt{\frac{45}{64}\sigma_R^2 + \frac{1}{4}\sigma_B^2} \end{array} \right. \left\{ \begin{array}{l} \sigma_{R@GR} = \sqrt{\frac{1}{2}\sigma_R^2 + \frac{55}{128}\sigma_{G_R}^2 + \frac{1}{16}\sigma_{G_B}^2} \\ \sigma_{G@GR} = \sigma_{G_R} \\ \sigma_{B@GR} = \sqrt{\frac{55}{128}\sigma_{G_R}^2 + \frac{1}{16}\sigma_{G_B}^2 + \frac{1}{2}\sigma_B^2} \end{array} \right.$$

$$\left\{ \begin{array}{l} \sigma_{R@GB} = \sqrt{\frac{1}{2}\sigma_R^2 + \frac{1}{16}\sigma_{G_R}^2 + \frac{55}{128}\sigma_{G_B}^2} \\ \sigma_{G@GB} = \sigma_{G_B} \\ \sigma_{B@GB} = \sqrt{\frac{1}{16}\sigma_{G_R}^2 + \frac{55}{128}\sigma_{G_B}^2 + \frac{1}{2}\sigma_B^2} \end{array} \right. \left\{ \begin{array}{l} \sigma_{R@B} = \sqrt{\frac{1}{4}\sigma_R^2 + \frac{45}{64}\sigma_B^2} \\ \sigma_{G@B} = \sqrt{\frac{1}{8}\sigma_{G_R}^2 + \frac{1}{8}\sigma_{G_B}^2 + \frac{5}{16}\sigma_B^2} \\ \sigma_{B@B} = \sigma_B \end{array} \right.$$

$$\text{Et } \left\{ \begin{array}{l} \text{cov}(R@R, G@R) = \frac{1}{2}\sigma_R^2 \\ \text{cov}(R@R, B@R) = \frac{3}{4}\sigma_R^2 \\ \text{cov}(G@R, B@R) = \frac{15}{32}\sigma_R^2 \end{array} \right\} \left\{ \begin{array}{l} \text{cov}(R@G_R, G@G_R) = \frac{5}{8}\sigma_{G_R}^2 \\ \text{cov}(R@G_R, B@G_R) = \frac{23}{64}\sigma_{G_R}^2 + \frac{1}{16}\sigma_{G_B}^2 \\ \text{cov}(G@G_R, B@G_R) = \frac{5}{8}\sigma_{G_R}^2 \end{array} \right.$$

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{cov}(R@G_B, G@G_B) = \frac{5}{8}\sigma_{G_B}^2 \\ \text{cov}(R@G_B, B@G_B) = \frac{1}{16}\sigma_{G_R}^2 + \frac{23}{64}\sigma_{G_B}^2 \\ \text{cov}(G@G_B, B@G_B) = \frac{5}{8}\sigma_{G_B}^2 \end{array} \right\} \left\{ \begin{array}{l} \text{cov}(R@B, G@B) = \frac{15}{32}\sigma_B^2 \\ \text{cov}(R@B, B@B) = \frac{3}{4}\sigma_B^2 \\ \text{cov}(G@B, B@B) = \frac{1}{2}\sigma_B^2 \end{array} \right.$$

Il s'ensuit alors :

$$\sigma_{Y'\text{interp}} = \sqrt{\frac{\sigma_{Y'@R} + \sigma_{Y'@G_R} + \sigma_{Y'@G_B} + \sigma_{Y'@B}}{4}}$$

$$(\sigma_{Y'\text{interp}})^2 = \left(\frac{9\alpha_R^2}{16} + \frac{5\alpha_G^2}{64} + \frac{45\alpha_B^2}{256} + \frac{\alpha_R\alpha_G}{4} + \frac{3\alpha_R\alpha_B}{8} + \frac{15\alpha_G\alpha_B}{64} \right) \sigma_R^2$$

$$+ \left(\frac{63\alpha_R^2}{512} + \frac{5\alpha_G^2}{16} + \frac{63\alpha_B^2}{512} + \frac{5\alpha_R\alpha_G}{16} + \frac{27\alpha_R\alpha_B}{128} + \frac{5\alpha_G\alpha_B}{16} \right) (\sigma_{G_R}^2 + \sigma_{G_B}^2)$$

$$+ \left(\frac{45\alpha_R^2}{256} + \frac{5\alpha_G^2}{64} + \frac{9\alpha_B^2}{16} + \frac{15\alpha_R\alpha_G}{64} + \frac{3\alpha_R\alpha_B}{8} + \frac{\alpha_G\alpha_B}{4} \right) \sigma_B^2$$

Annexe H

Relation entre l'éclairement de l'objet et celui de l'image pour un objet lambertien

H.1 Calcul de l'éclairement du détecteur

En imagerie, le flux incident F_R sur le détecteur est proportionnel à la luminance apparente de la zone utile de l'objet L_R et à l'étendue géométrique de l'élément de résolution du capteur G_R .

$$F_R = L_R G_R \quad \text{avec} \quad L_R = \frac{n_2^2}{n_1^2} L_S \mathcal{T} \mathcal{T}_{op} \quad (\text{H.1})$$

où \mathcal{T} est la transmission du milieu entre l'optique et le capteur, \mathcal{T}_{op} la transmission de l'optique, et n_1 et n_2 les indices respectifs des milieux objets et images.

Dans l'espace objet, les deux diaphragmes qui limitent l'étendue géométrique sont la pupille d'entrée de l'optique d'aire S_{op} et la zone de l'objet vue par le capteur (*i.e.* la lucarne d'entrée). On note A_S l'aire apparente du détecteur dans l'espace objet. On supposera dans une première approche que le champ du système est suffisamment faible pour négliger l'obliquité des zone en bord de champ. Si l'objet est à distance finie p :

$$G_R = \frac{A_S S_{op}}{p^2} \quad (\text{H.2})$$

Dans l'espace image, les deux diaphragmes qui délimitent l'étendue géométrique sont la pupille de sortie de l'optique et le détecteur d'aire A_d . Dans le cas où la pupille de sortie est circulaire et vue sous le demi-angle α'_M depuis la détecteur sur l'axe, l'étendue géométrique du capteur peut s'exprimer comme :

$$G_R = \pi A_d \sin^2 \alpha'_M \quad (\text{H.3})$$

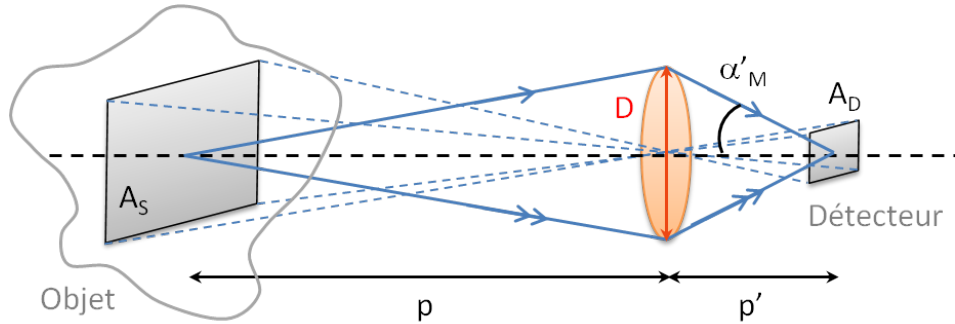


FIGURE H.1 – Configuration d'un capteur d'image.

Qui peut également s'exprimer en fonction du diamètre de la pupille de sortie D :

$$G_R = A_d \frac{\pi D^2}{4p'^2} \quad (\text{H.4})$$

La relation de conjugaison impose $p' = (m + 1)f$ avec f la distance focale de la lentille et m le grandissement. En notant $F_\#$ le nombre d'ouverture ($F_\# = f/D$), on obtient :

$$G_R = A_d \frac{\pi}{4F_\#^2 (1 + m)^2} \quad (\text{H.5})$$

Si l'objet est un diffuseur lambertien dont le facteur de réflexion diffuse est \mathcal{R} , sa luminance en réflexion sous l'effet d'un éclairage E_0 est :

$$L_S = \frac{\mathcal{R}E_0}{\pi} \quad (\text{H.6})$$

Et donc le flux s'exprime selon la relation suivante :

$$\begin{aligned} F_R &= \left(\frac{n'_2}{n'_1} \right)^2 L_S \mathcal{T} \mathcal{T}_{op} G_R \\ F_R &= \left(\frac{n'_2}{n'_1} \right)^2 \frac{\mathcal{R}E_0}{\pi} \mathcal{T} \mathcal{T}_{op} A_d \frac{\pi}{4F_\#^2 (1 + m)^2} \end{aligned} \quad (\text{H.7})$$

En considérant le grandissement m petit devant 1 (hypothèse raisonnable pour des capteurs d'images : cas des objets vus à une distance très grande par rapport à la focale), on obtient alors l'éclairement du détecteur E en fonction de l'éclairement E_0 de la scène :

$$E = \frac{dF_R}{dA_d} \quad \text{d'où} \quad E = \left(\frac{n'_2}{n'_1} \right)^2 \frac{\mathcal{T} \mathcal{T}_{op} \mathcal{R}}{4F_\#^2} E_0 \quad (\text{H.8})$$

Si le milieu est le même dans l'espace objet et image est que la transmission dans ce milieu est $\mathcal{T} = 1$, on obtient la relation :

$$E = \frac{\mathcal{T}_{op} \mathcal{R}}{4F_\#^2} E_0 \quad (\text{H.9})$$

Ainsi, pour une scène donnée (éclairage, objet, milieu de transmission), l'éclairement de l'image dépend du carré du nombre d'ouverture et du facteur de transmission du système optique.

H.2 Cas des systèmes à champ large : Loi en $\cos^4 \theta$

Cependant, pour des systèmes grand champ (comme par exemple un appareil photographique) l'éclairement dans le plan image peut varier fortement entre le centre et le bord de champ. On considère un système aplanétique de faible ouverture observant dans un grand champ une scène de luminance uniforme à grande distance. La luminance de l'objet étant uniforme, la variation de l'éclairement dans le plan image provient de la variation de l'étendue géométrique définie par l'optique et un détecteur élémentaire (pixel physique) donné dans le plan image. Au centre du champ, on a vu que :

$$G_0 = \frac{A_d S_{op}}{f^2} \quad (\text{H.10})$$

A_d étant la surface du pixel, S_{op} la surface de la pupille d'entrée et f la focale image. Dans une direction qui fait un angle θ avec l'axe, l'étendue géométrique d'un système optique sans distorsion devient (Fig. H.2) :

$$\begin{aligned} G_\theta &= \frac{(A_d \cos \theta)(S_{op} \cos \theta)}{\left(\frac{f}{\cos \theta} \right)^2} \\ G_\theta &= G_0 \cos^4 \theta \end{aligned} \quad (\text{H.11})$$

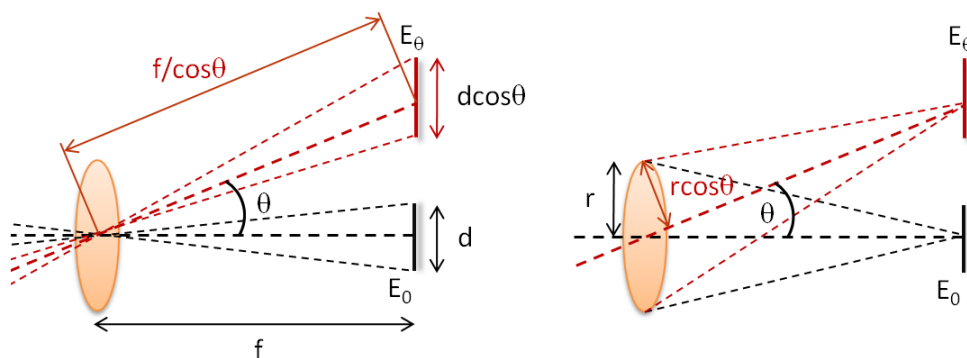


FIGURE H.2 – Éclairement dans le plan image d'un système optique à faible ouverture et à grand champ en l'absence de distorsion.

Il en résulte que pour un système aplanétique de faible ouverture sans distorsion ni vignettage, observant une source de luminance uniforme dans l'espace objet, l'éclairement dans le plan image décroît du centre vers le bord de champ suivant une loi dite « en cosinus puissance quatre » :

$$E_{\theta} = E_0 \cos^4 \theta \quad (\text{H.12})$$

Pour le cas avec une grande ouverture, le lecteur pourra se référer à Meyzonnette [9].

Annexe I

Analyse de la diaphotie et des pertes pour un pixel de type 1T75

Notre méthode de caractérisation de la diaphotie permet d'extraire la diaphotie sur le spectre du visible, direction par direction, pour chaque pixel des différents plans couleurs B_A , G_{BA} , G_{RA} , R_A , B_B , G_{BB} , G_{RB} et R_B . Si l'on considère ces 8 pixels, on peut donc mesurer 32 échanges entre voisins, en ne considérant que les directions de diaphotie horizontales et verticales. Nous avons réalisé cette étude pour le pixel de type 1T75 Version A (Fig. I.1).

Il est intéressant de superposer ainsi deux à deux les courbes obtenues : en effet, la diaphotie d'un pixel i vers un pixel j devrait être égale à l'opposée de la diaphotie du pixel j vers le pixel i . Le résultat de cet exercice est illustré figure I.2.

En réalité, cette égalité n'est pas respectée : en effet, il faut également considérer les pertes du pixel. Cela signifie que tout le signal non collecté par un pixel ne sera pas nécessairement collecté vers ses voisins : une partie du signal est perdu. C'est pourquoi on observe que les pertes d'un pixel dans la partie du spectre correspondant à sa longueur d'onde sont plus élevées que la partie du signal parasite reçu dans une autre partie du spectre. De plus, les résultats donnés sont également probablement impactés par le phénomène de « patterning » des filtres colorés que nous avons décrit dans le corps du texte : un pixel bleu isolé ne comportera pas de la même manière qu'un pixel rouge isolé ou vert isolé. Les études de ce type doivent être poursuivies afin de mieux comprendre les phénomènes mis en jeu.

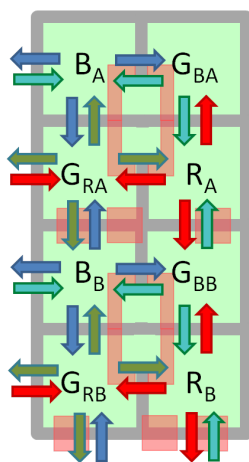


FIGURE I.1 – Schéma du pixel 1T75 Version A superposé aux 32 directions de diaphotie entre les 8 pixels B_A , G_{BA} , G_{RA} , R_A , B_B , G_{BB} , G_{RB} et R_B .

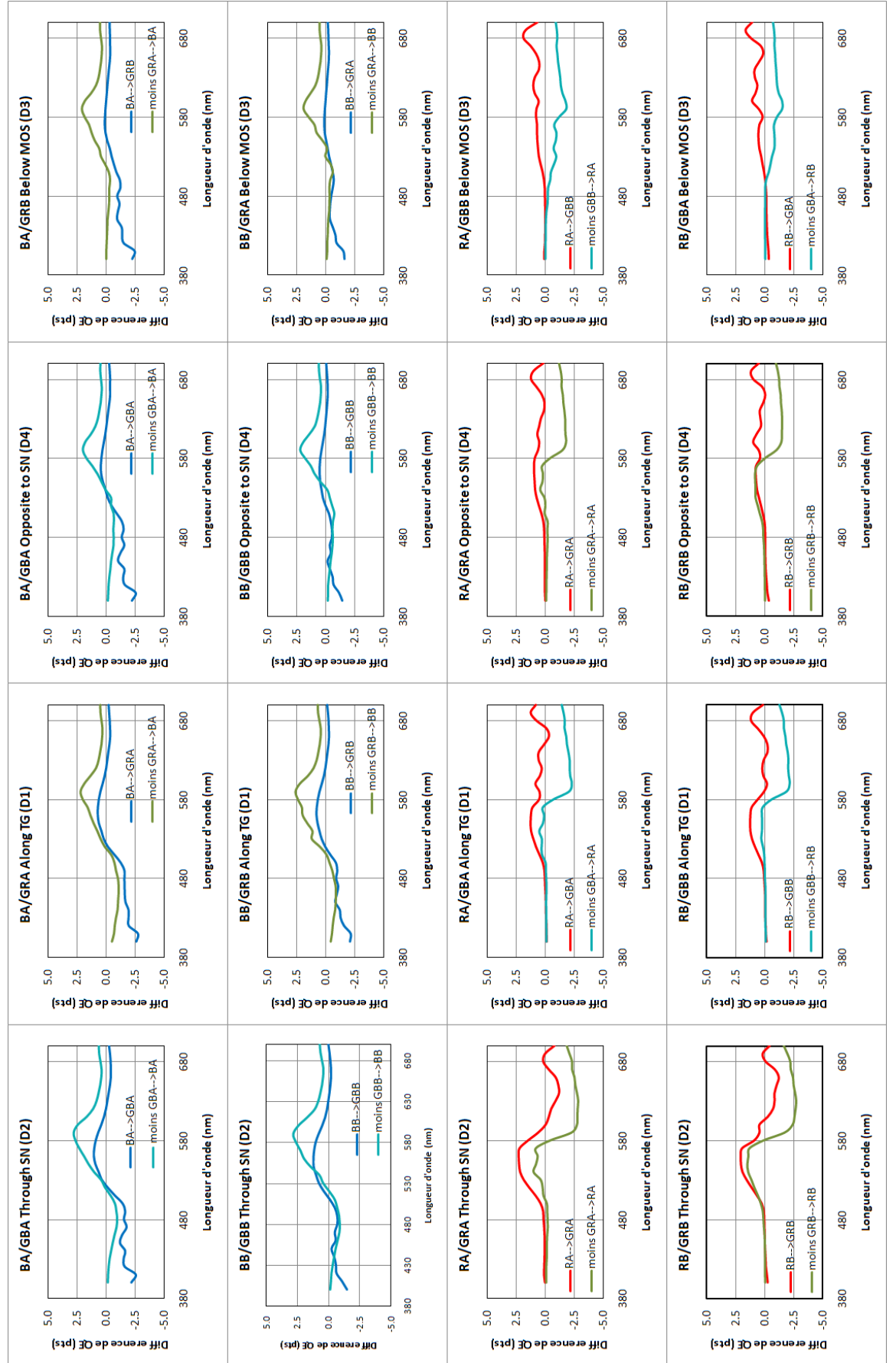


FIGURE I.2 – Pertes.

Annexe J

Contrast Sensitivity function : Vers une expérience psychophysique...

L'expérience envisagée permettrait d'évaluer simultanément les CSF selon la direction horizontale et verticale. L'idée est de projeter un stimulus sinusoïdal (Fig. J.1) pendant un temps donné de 160ms, pour chaque fréquence et chaque canal sur lequel on veut évaluer les CSF (chromatique ou achromatique). Pour chaque canal et chaque fréquence, mais pour des contrastes variables, le stimulus est aléatoirement vertical ou horizontal, l'observateur devant choisir quelle direction il a vue (2 choix).

J.1 L'algorithme 2AFC

L'algorithme que l'on peut envisager d'utiliser est le 2AFC (de l'anglais 2 Alternatives Forced Choice), appelé comme tel car l'observateur est « forcé » de choisir une des deux réponses (horizontal ou vertical), il n'a pas la possibilité de ne pas répondre ou de répondre « Je ne sais pas ». On démarre l'algorithme pour une valeur de contraste élevée (par exemple 1) et on définit un « pas » pour faire varier la valeur du contraste. On affiche alors aléatoirement un stimulus horizontal ou vertical et on pose la question « Quel est la direction des sinusoïdes, horizontale ou verticale ? ».

- Si l'observateur obtient deux fois d'affilée une réponse « juste », l'algorithme baisse le seuil du contraste (par exemple d'un pas) ;
- mais dès que l'observateur donne une réponse « fausse », on remonte le seuil (du pas ou d'un demi-pas par exemple)

Lorsque l'algorithme converge vers une valeur de contraste pour chacune des directions, cette dernière correspond alors au seuil de détection. En réalisant l'expérience pour chaque fréquence et chaque canal, on obtient les courbes de sensibilité de contraste ou CSF.

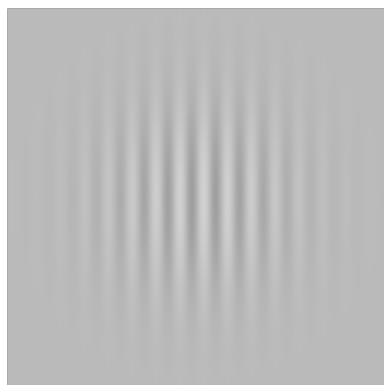


FIGURE J.1 – Exemple de stimulus sinusoïdal utilisé pour l'expérience psychophysique des CSF.

Cet algorithme est particulièrement intéressant pour notre expérience parce qu'il converge assez rapidement. De plus, le choix demandé entre les deux directions possibles permet de juger objectivement si l'observateur a répondu correctement ou pas : même s'il répond au hasard et que sa réponse est correcte, il ne peut statistiquement répondre correctement à chaque fois qu'il répond au hasard et donc le contraste remontera et convergera vers la valeur correcte. Cela évite les effets liés à la « mauvaise foi » consciente ou inconsciente de l'observateur : si la question posée était « Avez vous vu la réponse sinusoïdale ou non ? », l'observateur peut être tenté de répondre « Oui » alors qu'il ne l'a pas vue.

Si l'on compte une vingtaine de réponses pour chaque essai avant de converger vers le seuil de détection pour cet algorithme, on arrive facilement à environ 1000 réponses par observateur si l'on souhaite reconstruire la courbe des CSF pour les trois canaux chromatiques et achromatique pour 8 fréquences selon les 2 directions (*i.e.* 48 essais).

J.2 Matériel

Cette expérience nécessite un certain investissement en terme de matériel. Par exemple, si l'on veut définir une sinusoïde par au minimum 15 pixels/cycle pour un champ d'observation du stimulus de 2°, il faut un recul de 3,5m pour une fréquence de 16 cycles/degré si l'on dispose d'un écran de 100ppi (par exemple un écran 20" de 1600x1200 pixels). La dimension physique du stimulus est alors de 122mm. Enfin, il nous faut le matériel nécessaire à l'expérience :

- un écran (LCD ou CRT) calibré avec un bon rendu de couleur (en général, les CRT sont meilleurs de ce point de vue) ;
- une carte graphique (ou la carte VSG de Cambridge Research Systems)
- l'interface de programmation (ou Matlab avec la psychtoolbox).

De plus, il faut trouver un lieu où les observateurs peuvent venir facilement et où quelqu'un peut les accueillir et expliquer l'expérience. Ce lieu doit être dans le noir ou bien sous éclairage contrôlé (à déterminer) mais doit également disposer d'un recul nécessaire pour l'observation du stimulus.

Nous avons présenté les bases d'une expérience psychophysique à envisager afin de déterminer l'allure des CSF qui pourront alors être utilisées dans la définition d'un indicateur de bruit visuel.

Color reconstruction under low-light conditions

TITRE**Reconstruction couleur sous faible éclairement pour des capteurs d'images CMOS**

RÉSUMÉ

Lors de ces dernières années, les capteurs d'images numériques ont connu une forte demande en terme de résolution. A surface de capteur identique, augmenter la résolution se traduit par une diminution de la taille des pixels, tandis que les consommateurs attendent à minima la même qualité d'image. C'est pourquoi l'évaluation des performances est un défi permanent pour les fabricants de capteurs d'image, plus particulièrement en ce qui concerne la fidélité des couleurs et l'impact du bruit sur l'image. Dans ce contexte, un simulateur d'images, nommé Image Quality Evaluation Tool, a été développé sous Matlab afin de pouvoir évaluer la qualité et le bruit visuel sur l'image simulée. Cet outil est basé sur les résultats de caractérisation de nos capteurs d'images CMOS, notamment la caractérisation de la diaphotie et du rendement quantique hors d'axe. A l'aide de ce simulateur, l'optimisation de la reconstruction couleur a pu être étudiée à la fois au niveau procédé de fabrication au travers de l'optimisation de la réponse spectrale des filtres colorés mais également au niveau du post-traitement au travers l'optimisation de la matrice de correction des couleurs. Ces travaux ont permis d'apporter un support au développement de nouvelles générations de pixels de capteurs d'images CMOS.

MOT-CLEFS

Capteur d'images, CMOS, reconstruction couleur, qualité d'image, faible éclairement, bruit visuel, rapport signal-à-bruit (RSB), diaphotie, simulation, caractérisation

TITLE**Reconstruction couleur sous faible éclairement pour des capteurs d'images CMOS**

ABSTRACT

Over the last few years, the demand of higher resolution for camera phones has increased. Keeping a fixed sensor area, while increasing the resolution, leads to smaller pixels and less incoming light. However, consumers expect at least the same image quality over generations. This is the reason why the evaluation of CMOS sensor's performance, especially in terms of color accuracy and noise, is a big challenge for camera phone manufacturers. In this context an image simulation tool, denoted IQE Tool (Image Quality Evaluation Tool), has been developed under Matlab to enable the evaluation of quality metrics and visual noise on image. This tool is based on CMOS sensors characterization results like crosstalk and quantum efficiency off-axis characterization. The IQE tool has been used to carry out a study about the optimization of colour reconstruction : at process level through the optimization of colour resists spectral response, but also at a post-processing level through the optimization of the colour correction matrix. These studies have been useful for the development of new pixels generations for CMOS image sensors.

KEYWORDS

Image sensor, CMOS, color reconstruction, image quality, low-light conditions, visual noise, signal-to-noise ratio (SNR), crosstalk, simulation, characterization

ADRR : 3, Parvis Louis Néel BP257 38016 Grenoble, Cedex 1

ISBN : □□□□□□□□□□□□□□